

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Інститут енергозбереження та енергоменеджменту
(повна назва інституту)

Кафедра електропостачання
(повна назва кафедри)

«На правах рукопису»
УДК _____

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

_____ В.А. Попов

« ____ » _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

**зі спеціальності 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка»
спеціалізації Системи забезпечення споживачів електричною енергією**

**на тему: «Аналіз місячних графіків електричного навантаження при
вирішенні задач електропостачання та енергозбереження»**

Виконав (-ла): студент (-ка) VI курсу, групи ОЕ-91мп

Ковалішин Андрій Романович
(прізвище, ім'я по батькові)

_____ (підпис)

Науковий керівник д.т.н., проф.. Волошко А.В.

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали) _____ (підпис)

Консультант нормоконтроль ас. Прокопенко І.Д.

(назва розділу) (науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали) _____ (підпис)

Рецензент _____

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали)

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних
посилань.

Студент (-ка) _____

Київ – 2020 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний
інститут імені Ігоря
Сікорського»**

Інститут/факультет Інститут енергозбереження та енергоменеджменту
(повна назва)

Кафедра електропостачання
(повна назва)

Рівень вищої освіти – другий (магістерський) за освітньо-професійною програмою

Спеціальність 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка»

Спеціалізація «Системи забезпечення споживачів електричною енергією»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ В.А. Попов
«__» _____ 20__р.

**ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту
*Ковалішину Андрію Романовичу***

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації «Аналіз місячних графіків електричного навантаження при вирішенні задач електропостачання та енергозбереження»

науковий керівник дисертації д.т.н., проф. Волошко Анатолій Васильович.
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «03» листопада 2020 р. №3198-
с

2. Строк подання студентом дисертації 14 грудня 2020 року

3. Об'єкт дослідження

4. Предмет дослідження (Вихідні дані – для магістерської дисертації за освітньо-професійною програмою) місячні графіки електричного навантаження в плані вирішення задач електропостачання та енергозбереження.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити : 1) Модифікація існуючих та розробка нових адаптивних математичних моделей для прогнозування часових рядів електроспоживання з урахуванням впливу зовнішніх факторів; 2) Аналіз і розробка математичних моделей для обліку

кореляційних і рефесійних залежностей між факторами і досліджуваним процесом з метою підвищення точності моделювання та прогнозування;
3) Дослідження і вибір оптимального варіанту ортогонального розкладання системи базисних функцій і розробка методів розкладання тимчасових рядів на складові, що мають найбільш тісні взаємозв'язки з зовнішніми факторами.

6.Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: графіки електричних навантажень, результати прогнозування, верифікація графіків електричних навантажень, презентаційні матеріали.

7.Орієнтовний перелік публікацій: Матеріали дисертаційної роботи відображено у 2 публікаціях: 1) Ковалішин А.Р. Інформаційна модель кількісних параметрів режиму електроспоживання – графіку електричного навантаження (ГЕН); 2) Короткострокові прогнозування графіків електричних навантажень на основі вейлет-перетворення; науково-технічна конференція магістрантів ІЕЕ (за результатами дисертаційних досліджень магістрантів). Київ, 27 листопада 2020 р.

8.Консультанти розділів дисертації
 Нормоконтроль ас. Прокопенко І.Д.

9.Дата видачі завдання 31 травня 2019 року

№ п/п	Назва етапів магістерської дисертації	Початок	Закінчення
1	Формулювання мети, постановка завдань магістерської дисертації	01.09.2019	01.10.2019
2	Огляд і аналіз методів і підходів до вирішення завдань. Вибір методів, засобів і технологій	02.11.2019	02.01.2020
3	Узагальнення результатів, оформлення, затвердження у дипломного керівника	03.02.2020	01.04.2020
4	Оформлення першого розділу магістерської дисертації відповідно до завдання	02.04.2020	10.07.2020
5	Збір емпіричних даних, визначення апріорних даних	11.07.2020	25.08.2020
6	Науковий експеримент. Опитування, тестування	26.08.2020	15.09.2020
7	Аналіз та інтерпретація отриманих даних	16.09.2020	15.10.2020
8	Звіт по практиці	25.10.2020	28.10.2020
9	Оформлення диплома за вимогами	25.11.2020	01.12.2020
10	Нормконтроль	05.12.2020	09.12.2020
11	Передзахист магістерської дисертації	10.12.2020	12.12.2020
12	Захист магістерської дисертації	18.12.2020	20.12.2020

Студент

(підпис)

(ініціали, прізвище)

Науковий керівник дисертації

(підпис)

(ініціали, прізвище)

РЕФЕРАТ

Структура і обсяг роботи: дисертація викладена на 106 сторінках, складається зі вступу, 4 розділів та висновку. У роботі міститься 11 рисунків, 18 таблиць та 138 бібліографічних найменувань за переліком посилань.

Актуальність теми: Широке впровадження розосереджених джерел енергії як приватними споживачами та корпоративним сектором, так і безпосередньо генеруючими компаніями, формування віртуальних електростанцій пов'язано із необхідністю підтримання динамічного балансу між споживанням та генерацією електричної енергії на мікро- і макрорівнях. Це обумовлює появу принципово нових задач, вирішення яких не можна здійснити спираючись виключно на традиційні підходи, які використовуються для побудови електроенергетичних мереж централізованого характеру.

Оскільки характерною особливістю джерел розосередженої генерації є відносно невелика потужність та нестабільність параметрів генеруємої потужності, для забезпечення їх роботи у автоматичному режимі з основною мережею та високої якості електричної енергії постає необхідність у застосуванні достатньо «інтелектуального» інформаційно-керуючого обладнання із відповідним програмним забезпеченням. Необхідно враховувати також значне зростання інформаційних потоків як із основної електроенергетичної мережі до таких розосереджених джерел енергії, так і у зворотному напрямку.

Ще одним фактором, який був відсутній у централізованій електромережі і на який необхідно зважати, є активна участь споживача електроенергії у формуванні плану електроспоживання та його регулюванні з метою економії електроенергії, забезпечення її необхідної якості, управління навантаженням, особливо у аварійних ситуаціях. Але існуючі методи відшкодування збитків споживачеві з боку енергопостачальної компанії за постачання/споживання неякісної електричної енергії не враховують той факт, що в залежності від характеру технологічного циклу та використовуваного обладнання різні типи спотворення якості електричної енергії призводять до

різних розмірів цих збитків. Тобто постає задача їх диференціації не тільки у плані залежності розміру збитків від типу спотворення якості електричної енергії, але і від кількості спожитої (поставленої) неякісної електроенергії.

Вирішення цієї задачі потребує забезпечення синхронізації роботи споживача із режимами енергопостачальної компанії, наявності двостороннього зв'язку між ними, оснащення їх відповідними засобами автоматизованого обліку як кількості поставляємої/споживаємої електричної енергії, так і її якості. Таке забезпечення активної участі споживача у процесі споживання електричної енергії та його управлінні стає складовою частиною єдиної узагальненої інформаційної платформи електроенергетики.

Мета і завдання дослідження. є забезпечення якості електричної енергії в інтегрованих електричних мережах, підвищення швидкодії та точності визначення характеристик режимів систем електропостачання на основі введення узагальненого показника спотворення якості електричної енергії і створення системи моніторингу, яка охоплює всі етапи від генерації електричної енергії до її споживання.

1. Модифікація існуючих та розробка нових адаптивних математичних моделей для прогнозування часових рядів електроспоживання з урахуванням впливу зовнішніх факторів.

2. Аналіз і розробка математичних моделей для обліку кореляційних і рефесійних залежностей між факторами і досліджуваним процесом з метою підвищення точності моделювання та прогнозування.

3. Дослідження і вибір оптимального варіанту ортогонального розкладання системи базисних функцій і розробка методів розкладання тимчасових рядів на складові, що мають найбільш тісні взаємозв'язки з зовнішніми факторами.

4. Обґрунтування і вибір прогнозних математичних моделей для різних інтервалів прогнозування на основі аналізу структури і динаміки електроспоживання на різних часових інтервалах (доба, тиждень, року).

5. Визначити характерні ознаки вимірювального сигналу для ідентифікації спотворення при оцінюванні якісних характеристик електропостачання у реальному часі.

6. Підвищити точність поточного та середньострокового прогнозування параметрів режимів електропостачання шляхом вибору оптимального базису розкладання вимірювального сигналу відповідно до його структури.

7. Здійснити оперативне оцінювання режимів роботи електроспоживачів у заявлених нормах із врахуванням обмеженості інформаційних можливостей фізичних каналів за рахунок сегментування графіка електричного навантаження (ГЕН).

Об'єктом дослідження - місячні графіки електричного навантаження в плані вирішення задач електропостачання та енергозбереження.

Предмет дослідження - є методи та засоби оцінювання кількісних та якісних характеристик режимів електропостачання в інтегрованих системах.

Методи дослідження Розв'язання поставлених задач виконано з використанням методів математичного аналізу, теорій ймовірності та математичної статистики, методів математичного моделювання та цифрової обробки сигналів. Розвинуті автором підходи ґрунтуються на класичних роботах з теорії вейвлетів, опублікованих зарубіжними авторами: S. Mallat, A. Cohen, L.K. Meyer, D.J. Lemarie, I. Daubechies та працях вітчизняних авторів. З метою перевірки достовірності отриманих результатів і запропонованих алгоритмів обробки інформаційних сигналів у середовищах LabVIEW v.6.0 та Matlab 6.5 SPI/7 +Simulink 5/6 виконувалось математичне моделювання та тестові розрахунки.

Наукова новизна одержаних результатів.

Створено узагальнену модель кількісних (ГЕН) та якісних (параметри якості електричної енергії) характеристик режиму електропостачання на основі ортогонального перетворення інформаційно-вимірювального сигналу з відповідними базисами, що дозволяє проводити взаємопов'язану обробку параметрів режиму електропостачання на етапах генерації, розподілення та споживання електричної енергії.

Розроблено метод формування кількісних характеристик електропостачання на основі створення адаптивної регресійної моделі графіка електричних навантажень для окремих класів споживачів із введенням корегувальних коефіцієнтів, що дозволяє зменшити втрати електричної енергії (на 10 %) при проектуванні та експлуатації електрообладнання.

1. Для розкладання рядів електроспоживання вперше застосований метод сингулярного спектрального аналізу.
2. Визначено оптимальні значення параметрів в рамках застосування методу сингулярного спектрального аналізу для моделювання тимчасових рядів електроспоживання,
3. Запропонована модифікація методу індексів сезонності, що дозволила підвищити точність прогнозування на інтервалі 2-3 доби.
4. Проведено короткострокове прогнозування ряду погодинного електроспоживання на дводобовому інтервалі з прийнятною похибкою за результатами розкладання методом сингулярного спектрального аналізу.
5. Розроблено програмний комплекс на основі методів ортогонального розкладання для вирішення поставлених у дисертаційній роботі завдань.

Практичне значення отриманих результатів. Отримані в роботі наукові та методологічні результати мають практичне значення для побудови систем моніторингу якості електричної енергії, що є необхідною складовою реформування електроенергетичної галузі України.

Апробація результатів роботи. Результати досліджень, вкладених у дисертаційній роботі було висвітлено на II науково-технічній конференції магістрантів ІЕЕ (за результатами дисертаційних досліджень магістрантів).

Публікації. Матеріали дисертаційної роботи відображено у 2 публікаціях:

- 1) Ковалішин А.Р. Інформаційна модель кількісних параметрів режиму електроспоживання – графіку електричного навантаження (ГЕН);
- 2) Короткострокові прогнозування графіків електричних навантажень на основі вейлет-перетворення; науково-технічна конференція магістрантів ІЕЕ (за результатами дисертаційних досліджень магістрантів). Київ, 27 листопада 2020 р.

Ключові слова: ГРАФІКИ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ, КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ, ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ, РЕЖИМИ ЕЛЕКТРОПОСТАЧАННЯ, ІНФОРМАЦІЙНА МОДЕЛЬ.

ABSTRACT

Structure and scope of work: the dissertation is presented on 106 pages, consists of an introduction, 4 sections and a conclusion. The paper contains 11 figures, 18 tables and 138 bibliographic titles on the list of references.

Actuality of theme: widespread introduction of dispersed energy sources by both private consumers and the corporate sector, as well as directly generating companies, the formation of virtual power plants is associated with the need to maintain a dynamic balance between consumption and generation of electric energy at the micro and macro levels. This leads to the emergence of fundamentally new problems, the solution of which cannot be carried out based solely on traditional approaches that are used to build centralized electric power networks.

Since a characteristic feature of dispersed generation sources is relatively low power and instability of the parameters of the generated power, to ensure their operation in automatic mode with the main network and high quality of electrical energy, it becomes necessary to use sufficiently "intelligent" information and control equipment with appropriate software. It is also necessary to take into account the significant increase in information flows both from the main electric power grid to such dispersed energy sources, and in the opposite direction.

Another factor that was absent in the centralized power grid and which should be taken into account is the active participation of the electricity consumer in the formation of the power consumption plan and its regulation in order to save electricity, ensure its necessary quality, and manage the load, especially in emergency situations. However, the existing methods of compensation of losses to the consumer by the power supply company for the supply/consumption of low-quality electric energy do not take into account the fact that depending on the nature of the technological cycle and the equipment used, different types of distortion of the quality of electric energy lead to different amounts of these losses. That is, the task of differentiating them arises not only in terms of the dependence of the amount

of losses on the type of distortion of the quality of electrical energy, but also on the amount of low-quality electricity consumed (delivered).

The solution of this problem requires ensuring synchronization of the consumer's work with the modes of the energy supply company, the presence of two-way communication between them, equipping them with appropriate means of automated accounting of both the amount of supplied/consumed electric energy and its quality. Such provision of active consumer participation in the process of electric energy consumption and its management becomes an integral part of a single generalized information platform for the electric power industry.

The purpose and task of the study. it is to ensure the quality of electric energy in integrated electric networks, increase the speed and accuracy of determining the characteristics of power supply systems modes based on the introduction of a generalized indicator of distortion of the quality of electric energy and the creation of a monitoring system that covers all stages from the generation of electric energy to its consumption.

1.modification of existing and development of new adaptive mathematical models for predicting time series of power consumption, taking into account the influence of external factors.

2.Analysis and development of mathematical models to take into account correlation and reference dependencies between factors and the studied process in order to improve the accuracy of modeling and forecasting.

3.research and selection of the optimal variant of orthogonal decomposition of a system of basic functions and development of methods for decomposing time series into components that have the closest relationships with external factors.

4.justification and selection of predictive mathematical models for different forecasting intervals based on the analysis of the structure and dynamics of power consumption at different time intervals (day, week, year).

5. determine the characteristic features of the measurement signal to identify distortion when evaluating the quality characteristics of power supply in real time.

6.improve the accuracy of current and medium-term forecasting of power supply mode parameters by selecting the optimal basis for decomposing the measurement signal in accordance with its structure.

7.carry out operational assessment of the operating modes of electric consumers in the declared standards, taking into account the limited information capabilities of physical channels due to segmentation of the electrical load schedule (Gen).

Object of study is monthly graphs of electrical load in terms of solving problems of power supply and energy saving.

Subject of study is Methods and tools for assessing the quantitative and qualitative characteristics of power supply modes in integrated systems.

Research methods the solution of these problems is performed using methods of mathematical analysis, probability theories and Mathematical Statistics, methods of mathematical modeling and digital signal processing. The approaches developed by the author are based on classical works on wavelet theory published by foreign authors: S. Mallat, A. Cohen, L.K. Meyer, D.J. Lemarie, I. Daubechies and works of domestic authors. In order to verify the reliability of the results obtained and the proposed algorithms for processing information signals, mathematical modeling and test calculations were performed in LabVIEW v. 6.0 and Matlab 6.5 SPI/7 +Simulink 5/6 environments.

Scientific novelty of the results obtained.

A generalized model of quantitative (gene) and qualitative (parameters of electric energy quality) characteristics of the power supply mode is created on the basis of orthogonal transformation of the information and measurement signal with appropriate bases, which allows for interrelated processing of power supply mode

parameters at the stages of generation, distribution and consumption of electric energy.

A method for forming quantitative characteristics of power supply is developed based on the creation of an adaptive regression model of the electrical load graph for certain classes of consumers with the introduction of correction factors, which reduces the loss of electrical energy (by 10 %) in the design and operation of electrical equipment.

1. for the first time, the method of singular spectral analysis was used to decompose the power consumption series.

2. optimal parameter values are determined in the framework of applying the singular spectral analysis method for modeling power consumption time series,

3. a modification of the method of seasonality indices is proposed, which made it possible to increase the accuracy of forecasting over the interval of 2-3 days.

4. a short-term prediction of a series of hourly power consumption on a two-day interval with an acceptable error based on the results of decomposition by singular spectral analysis is carried out.

5. a software package based on orthogonal decomposition methods has been developed to solve the tasks set in the dissertation work.

Practical significance of the results obtained. The scientific and methodological results obtained in this paper are of practical importance for building systems for monitoring the quality of electric energy, which is a necessary component of reforming the electric power industry in Ukraine.

Testing of work results. The results of the research invested in the dissertation work were covered at the II scientific and Technical Conference of undergraduates of the IEE (based on the results of dissertation research of undergraduates).

Publications. Materials of the dissertation work are reflected in 2 publications:

1) Kovalishin A. R. information model of quantitative parameters of the power consumption mode – electric load graph (Gen); 2) short-term forecasting of electric load graphs based on Veillet transformation; scientific and Technical Conference of undergraduates of the IEE (based on the results of dissertation research of undergraduates). Kiev, November 27, 2020

Keywords: electrical load graphs, short-term forecasting, wavelet transform, power supply modes, information model.

ЗМІСТ

ВСТУП	17
ГЛАВА 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ І ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ	22
1.1. Загальна характеристика модельованого процесу електроспоживання...	22
1.2. Класифікація прогнозів електричного навантаження і вимоги, що пред'являються до прогнозних математичних моделей.....	28
1.3. Математичні методи прогнозування електричного навантаження	34
1.4. Висновки по главі 1.....	52
ГЛАВА 2. МОДЕЛЮВАННЯ РЯДІВ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ НА ОСНОВІ ОРТОГОНАЛЬНИХ РОЗКЛАДАНЬ	54
2.1. Загальні принципи застосування ортогональних розкладань для модельовання рядів електроспоживання.....	54
2.2. Моделювання процесу електроспоживання методом головних компонент	56
2.3. Аналіз часових рядів електроспоживання з метою вибору цілочисельного параметра сингулярного розкладання.....	70
2.4. Висновки по главі 2.....	72
ГЛАВА 3. МОДЕЛЮВАННЯ ТА КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ РЯДІВ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ МЕТОДОМ СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ.....	74
3.1. Аналіз рядів електроспоживання методом сингулярного спектрального аналізу.....	74
3.2. Метод головних компонент і метод сингулярного аналізу: порівняльна характеристика при моделюванні і короткостроковому прогнозуванні рядів електроспоживання	86

3.3. Інформаційне та технічне забезпечення короткострокового прогнозування процесу електроспоживання.....	96
3.4 висновки по главі 3	103
4 РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ	105
4.1 Висновки до розділу 4	112
ВИСНОВКИ.....	113
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	114
ДОДАТОК 1.....	131
ДОДАТОК 2.....	134

ВСТУП

Актуальність теми: Широке впровадження розосереджених джерел енергії як приватними споживачами та корпоративним сектором, так і безпосередньо генеруючими компаніями, формування віртуальних електростанцій пов'язано із необхідністю підтримання динамічного балансу між споживанням та генерацією електричної енергії на мікро- і макрорівнях. Це обумовлює появу принципово нових задач, вирішення яких не можна здійснити спираючись виключно на традиційні підходи, які використовуються для побудови електроенергетичних мереж централізованого характеру.

Оскільки характерною особливістю джерел розосередженої генерації є відносно невелика потужність та нестабільність параметрів генеруємої потужності, для забезпечення їх роботи у автоматичному режимі з основною мережею та високої якості електричної енергії постає необхідність у застосуванні достатньо «інтелектуального» інформаційно-керуючого обладнання із відповідним програмним забезпеченням. Необхідно враховувати також значне зростання інформаційних потоків як із основної електроенергетичної мережі до таких розосереджених джерел енергії, так і у зворотному напрямку.

Ще одним фактором, який був відсутній у централізованій електромережі і на який необхідно зважати, є активна участь споживача електроенергії у формуванні плану електроспоживання та його регулюванні з метою економії електроенергії, забезпечення її необхідної якості, управління навантаженням, особливо у аварійних ситуаціях. Але існуючі методи відшкодування збитків споживачеві з боку енергопостачальної компанії за постачання/споживання неякісної електричної енергії не враховують той факт, що в залежності від характеру технологічного циклу та використовуємого обладнання різні типи спотворення якості електричної енергії призводять до різних розмірів цих збитків. Тобто постає задача їх диференціації не тільки у плані залежності розміру збитків від типу спотворення якості електричної енергії, але і від кількості спожитої (поставленої) неякісної електроенергії.

Вирішення цієї задачі потребує забезпечення синхронізації роботи споживача із режимами енергопостачальної компанії, наявності двостороннього зв'язку між ними, оснащення їх відповідними засобами автоматизованого обліку як кількості поставляємої/споживаємої електричної енергії, так і її якості. Таке забезпечення активної участі споживача у процесі споживання електричної енергії та його управлінні стає складовою частиною єдиної узагальненої інформаційної платформи електроенергетики.

Мета і завдання дослідження. є забезпечення якості електричної енергії в інтегрованих електричних мережах, підвищення швидкодії та точності визначення характеристик режимів систем електропостачання на основі введення узагальненого показника спотворення якості електричної енергії і створення системи моніторингу, яка охоплює всі етапи від генерації електричної енергії до її споживання.

1. Модифікація існуючих та розробка нових адаптивних математичних моделей для прогнозування часових рядів електроспоживання з урахуванням впливу зовнішніх факторів.

2. Аналіз і розробка математичних моделей для обліку кореляційних і рефесійних залежностей між факторами і досліджуваним процесом з метою підвищення точності моделювання та прогнозування.

3. Дослідження і вибір оптимального варіанту ортогонального розкладання системи базисних функцій і розробка методів розкладання тимчасових рядів на складові, що мають найбільш тісні взаємозв'язки з зовнішніми факторами.

4. Обґрунтування і вибір прогнозних математичних моделей для різних інтервалів прогнозування на основі аналізу структури і динаміки електроспоживання на різних часових інтервалах (доба, тиждень, року).

5. Визначити характерні ознаки вимірювального сигналу для ідентифікації спотворення при оцінюванні якісних характеристик електропостачання у реальному часі.

6. Підвищити точність поточного та середньострокового прогнозування параметрів режимів електропостачання шляхом вибору оптимального базису розкладання вимірювального сигналу відповідно до його структури.

7. Здійснити оперативне оцінювання режимів роботи електроспоживачів у заявлених нормах із врахуванням обмеженості інформаційних можливостей фізичних каналів за рахунок сегментування графіка електричного навантаження (ГЕН).

Об'єктом дослідження - місячні графіки електричного навантаження в плані вирішення задач електропостачання та енергозбереження.

Предмет дослідження - є методи та засоби оцінювання кількісних та якісних характеристик режимів електропостачання в інтегрованих системах.

Методи дослідження Розв'язання поставлених задач виконано з використанням методів математичного аналізу, теорій ймовірності та математичної статистики, методів математичного моделювання та цифрової обробки сигналів. Розвинуті автором підходи ґрунтуються на класичних роботах з теорії вейвлетів, опублікованих зарубіжними авторами: S. Mallat, A. Cohen, L.K. Meyer, D.J. Lemarie, I. Daubechies та працях вітчизняних авторів. З метою перевірки достовірності отриманих результатів і запропонованих алгоритмів обробки інформаційних сигналів у середовищах LabVIEW v.6.0 та Matlab 6.5 SPI/7 +Simulink 5/6 виконувалось математичне моделювання та тестові розрахунки.

Наукова новизна одержаних результатів.

Створено узагальнену модель кількісних (ГЕН) та якісних (параметри якості електричної енергії) характеристик режиму електропостачання на

основі ортогонального перетворення інформаційно-вимірювального сигналу з відповідними базисами, що дозволяє проводити взаємопов'язану обробку параметрів режиму електропостачання на етапах генерації, розподілення та споживання електричної енергії.

Розроблено метод формування кількісних характеристик електропостачання на основі створення адаптивної регресійної моделі графіка електричних навантажень для окремих класів споживачів із введенням корегувальних коефіцієнтів, що дозволяє зменшити втрати електричної енергії (на 10 %) при проектуванні та експлуатації електрообладнання.

1. Для розкладання рядів електроспоживання вперше застосований метод сингулярного спектрального аналізу.

2. Визначено оптимальні значення параметрів в рамках застосування методу сингулярного спектрального аналізу для моделювання тимчасових рядів електроспоживання,

3. Запропонована модифікація методу індексів сезонності, що дозволила підвищити точність прогнозування на інтервалі 2-3 доби.

4. Проведено короткострокове прогнозування ряду погодинного електроспоживання на дводобовому інтервалі з прийнятною похибкою за результатами розкладання методом сингулярного спектрального аналізу.

5. Розроблено програмний комплекс на основі методів ортогонального розкладання для вирішення поставлених у дисертаційній роботі завдань.

Практичне значення отриманих результатів. Отримані в роботі наукові та методологічні результати мають практичне значення для побудови систем моніторингу якості електричної енергії, що є необхідною складовою реформування електроенергетичної галузі України.

Апробація результатів роботи. Результати досліджень, вкладених у дисертаційній роботі було висвітлено на II науково-технічній конференції магістрантів ІЕЕ (за результатами дисертаційних досліджень магістрантів).

Публікації. Матеріали дисертаційної роботи відображено у 2 публікаціях:

- 1) Ковалішин А.Р. Інформаційна модель кількісних параметрів режиму електроспоживання – графіку електричного навантаження (ГЕН);
- 2) Короткострокові прогнозування графіків електричних навантажень на основі вейлет-перетворення; науково-технічна конференція магістрантів ІЕЕ (за результатами дисертаційних досліджень магістрантів). Київ, 27 листопада 2020 р.

ГЛАВА 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ І ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ

1.1. Загальна характеристика модельованого процесу електроспоживання

У роботі в якості об'єкта дослідження виступають СГЕН по активній потужності $P(t)$, які є основною характеристикою електроспоживання і відіграють провідну роль при його аналізі і регулюванні. Розглянемо типовий СГЕН, його форму і характеристики (рис 1.1). Зазвичай такі графіки мають два виражених піку-ранковий і вечірній. Між піками знаходиться зона щодо зниженого навантаження. Сам глибоке зниження досягається протягом 6-8 нічних годин. У графіках навантаження виділяють базову, обмежену мінімальним нічним навантаженням, і змінну частини. У змінній частині-напівпікову складову між мінімальним денним і нічним навантаженнями і пікову складову, між мінімальним денним і максимальним навантаженнями.

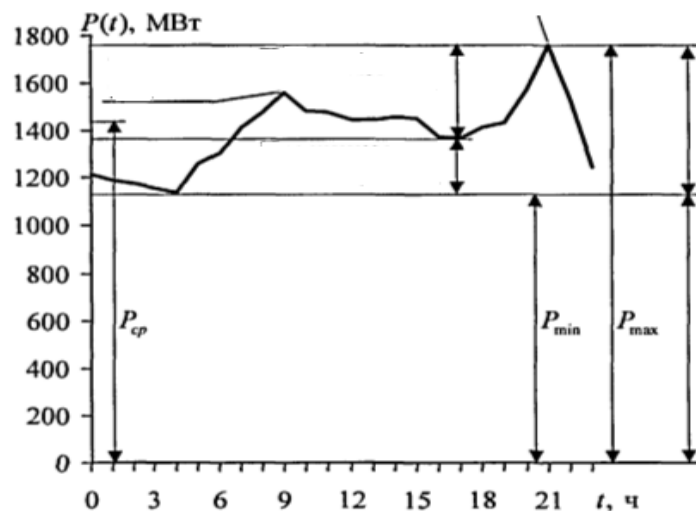


Рис. 1.1. Загальний вигляд добового графіка електричного навантаження

Реалізації СГЕН, одержувані за показаннями систем обліку та контролю, представляються дискретними моделями реального процесу-моделями квантування за часом [96], які реалізуються засобами телемеханіки і автоматизованою системою комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ). Ці

моделі являють собою запис в моменти часу t_i . Миттєвих значень p_i , де $t_{i+1} - t_i = \Delta t, i = 1, 2, \dots, n$ і представляються у вигляді полігонів або інтерполюються деякими функціями, наприклад, сплайнами. Величина Δt може бути однаковою, або варіюватися. Існують також моделі, в яких значення p_i усереднюються на фіксованих інтервалах $\Delta t = t_i - t_{i-1}, p_i = (W_i - W_{i-1})/\Delta t$, де W_i - показання лічильника електроенергії в момент часу t_i .

При моделюванні графіків електричного навантаження (ГЕН) необхідно враховувати наступні їх особливості [110, 112, 127]:

- ГЕН є нестационарними випадковими процесами в силу дії на об'єкт електроспоживання (ОЕ) зовнішніх збурень;
- властивості отриманої прогнозовної моделі багато в чому залежать від вибору інтервалу моделювання;
- ГЕН мають властивість регулярності.

Реальні ген не можуть бути описані стаціонарними статистичними моделями, так як їх статистичні характеристики залежать від часу [26, 98, 99, 110, 112, 116]:

$$p_c(t) = M[P(t)] = \int P(t) \mathcal{F}(P(t)) dP,$$

$$DP(t) = M\{[P(t) - p_c(t)]^2\} = \int [P(t) - p_c(t)]^2 \mathcal{F}(P(t)) dP,$$

$$R(\tau) = \iint [P(t) - p_c(t)][P(t - \tau) - p_c] \times \varphi(P(t)P(t - \tau)) dP(t) dP(t - \tau),$$

де $p_c(t)$ - математичне очікування, $DP(t)$ - дисперсія, $R(\tau)$ -кореляційна функція, $P(t)$ - значення графіка навантаження в момент часу t , $\mathcal{F}(P(t))$ - значення функції густини ймовірності в t_i , $\varphi(P(t)P(t - \tau))$ - спільна густина ймовірності.

У загальному випадку найбільш повно СГЕН, як випадковий процес, характеризує N - мірна густина ймовірності $\varphi(p_1, p_2 \dots, p_N)$, але на практиці користуватися багатовимірною густиною ймовірності складно [26, 91, 112].

Наприклад, якщо СГЕН заданий значеннями на кожну годину, або на кожні півгодини доби, то отримуємо 24 -, або 48-мірну $\varphi(p_1, p_2 \dots, p_N)$ відповідно.

Завдання також ускладнює нестационарність СГЕН в широкому сенсі.

Тому даний підхід при моделюванні електроспоживання не використовується [96].

СГЕН енергосистеми є майже періодичним процесом:

$$W = \int_0^{T_\delta} P(t)dt \approx const,$$

де W -добова витрата електроенергії за добу T_δ .

Регулярність обумовлена повторюваним характером споживання енергії з періодами, рівними добі, тижні, році. Для обліку регулярності $P(t)$ використовується класифікація СГЕН за ступенем регулярності, що дозволяє виявити основні їх типи. Кожному типу ставиться у відповідність своя детермінована складова $P_D(t)$. При моделюванні СГЕН важливий вибір кінцевого інтервалу часу T_δ , на якому досліджується процес електроспоживання. Такий інтервал прийнято називати базисним або довжиною реалізації одиничної вибірки. Зазвичай довжина реалізації одиничної вибірки T_δ дорівнює інтервалу циклічності. Вибір T_δ зручно здійснювати, виходячи з оцінки автокореляційної функції $R(\tau)$ електроспоживання $P(t)$ [25]. Найбільш сильно пов'язані між собою значення СГЕН, віддалені один від одного на відстань, рівну добі ($\tau = 24$) і тижні ($\tau = 168$). Найкращі результати при моделюванні дає вибір $T_\delta=24$. При виборі ж $T_\delta=168$ якість моделі знижується за рахунок жорсткого визначення чергування типів добових графіків протягом тижня. Крім того, аналіз $R(\tau)$ призводить до

необхідності при моделюванні у поточний момент часу враховувати значення електроспоживання в найближчі моменти часу і в моменти часу, віддалені на час, кратне довжині реалізації T_δ , так як дані точки процесу найбільш корельовані з поточним значенням [96]. При моделюванні ГЕН для різних днів тижня виникає проблема неоднорідності реалізації: можна виділити кілька характерних типів графіків $P(t)$ [72], причому кожен з типів має свою специфіку, тому для адекватного аналізу, прогнозування та моделювання необхідно класифікувати СГЕН (наприклад, із застосуванням кластеризації [94,105]), будь-який графік $P_j(t)$ за час T_δ являє собою приватну реалізацію процесу $P(t)$. Дослідження ГЕН можна проводити як за властивостями його приватних реалізацій $P_j(t), t \in [0, T_\delta]$ (вивчення процесу "уздовж"), так і по властивостям випадкових величин $P_j(t_k), j = \overline{1, N}$ у фіксований момент часу t_k (вивчення процесу в перетині t_k , "поперек").

Зазначимо, що вивчення окремих реалізацій процесу можливе лише за умови, що випадковий процес є стаціонарним і володіє властивістю ергодичності. СГЕН енергосистем відносяться до класу нестаціонарних випадкових процесів, вибірккові реалізації яких мають загальним детермінованим трендом. Для процесів такого типу також можливо визначення статистичних характеристик за окремими реалізаціями [9,10, 110]. При поперечному вивченні випадкового процесу об'єднання всіх випадкових величин $P(t), 0 \leq t \leq T_\delta$ в одне загальне поняття реалізації процесу СГЕН є обґрунтованим в силу наявності певних кореляційних взаємозв'язків між величинами $P(t)$ і, зокрема, між парою $P(t)$ і $P(t + \tau)$, де τ - зрушення між фіксованими моментами часу. На поведінку СГЕН впливає ряд факторів, які діляться на економічні, часові, погодні та випадкові (рис . 1.2) [27, 133]. Для ефективного моделювання електроспоживання ОЕ необхідно дослідити вплив на нього кожної групи факторів.

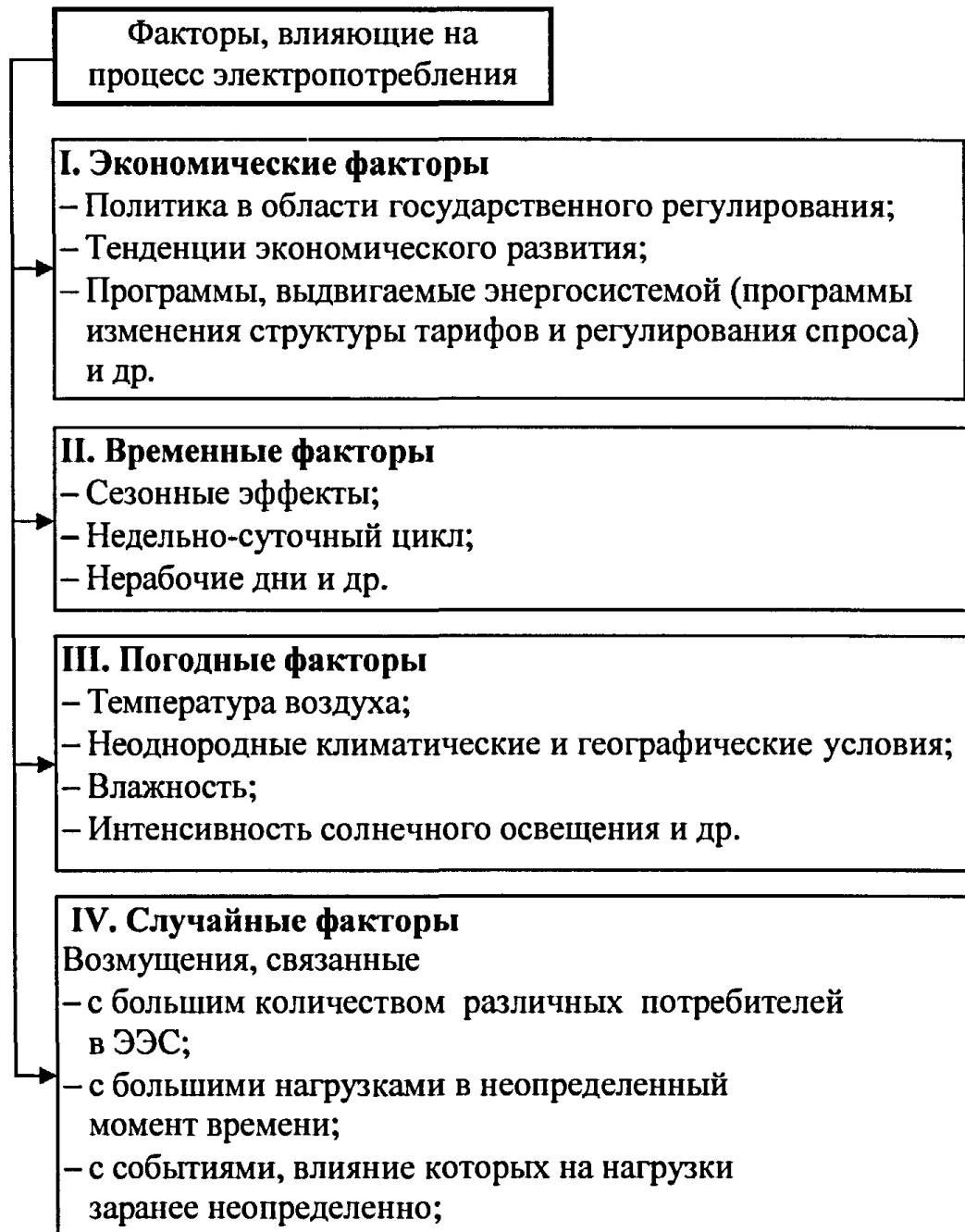


Рис. 1.2. Класифікація факторів, що впливають на процес електроспоживання

1. Економічні фактори.

Економічні умови експлуатації енергосистеми чітко позначаються на СГЭН. Ці фактори діють, як правило на часовому інтервалі, який значно більше одного тижня і їх необхідно враховувати при оновленні моделей прогнозування, коли переходять від одного року до наступного або, від одного сезону до іншого. На менших часових інтервалах економічні фактори в явному

вигляді не фігурують, так як вони пов'язані з більш тривалими часовими масштабами [18].

2. Тимчасові фактори.

Сезонні зміни визначають на літо або на зиму припадає пік виробництва електроенергії. Деякі зміни СГЕН, що залежать від тривалості дня і температури відбуваються поступово. Інший різко змінюють структуру $P(t)$ у зв'язку з переходом на літній час і назад, змінами в структурі тарифів (залежно від часу доби і сезону), початком навчального року в школах і значним спадом діяльності в період, наприклад, новорічних свят. Тижнево-добова нерівномірність графіків навантаження відповідає розподілу робочого і вільного часу у населення району обслуговування. Наявність неробочих днів призводить до зниження навантаження до рівнів значно менше "нормального", а період новорічних свят (31 грудня, 1-2 січня) характеризується нетиповою для вихідних днів формою СГЕН. Крім того, в дні попередні або наступні за святами або вихідними днями також спостерігається зміна графіка електроспоживання.

3. Погодні фактори.

У зв'язку з наявністю у більшості енергосистем великих складових частин навантаження, чутливої до погоди (опалювальних приладів, кондиціонерів і спліт-систем), істотні відхилення СГЕН викликаються змінами погодних факторів [54-56, 89, 135]. Великий вплив на навантаження надає температура повітря. Відхилення температурного показника від норми може призвести до таких змін навантаження, що буде потрібно істотно змінювати склад включених афегатів і розподіл навантаження між ними. На СГЕН також впливають "минулі температури", в силу інерційності процесу електроспоживання, що становить від 12 до 24 годин [61]. Наприклад, після низки спекотних днів в електроенергетичній системі (ЕЕС) може утворитися новий пік через навантаження кондиціонерів. В енергосистемі з

неоднорідними географічними і кліматичними умовами може знадобитися облік декількох температурних змінних або розбиття ЕЕС на кілька районів, з подальшим роздільним моделюванням по кожному з них. До інших погодних факторів, що діють на СГЕН, можна віднести вологість (особливо у вологих і жарких районах), грози (так як вони пов'язані зі зміною температури), опади і хмарність (інтенсивність сонячного освітлення).

4. Випадкові фактори.

До цієї групи факторів відносять такі випадкові явища, що викликають відхилення СГЕН, які не можна пояснити дією описаних вище фактор. Навантаження ЕЕС складається з навантаження великої кількості окремих споживачів, тому постійно піддається випадковим збуренням. Крім великої кількості малих відхилень споживання можливі і сильні коливання $W(t)$ через великі навантаження, що створюються сталеплавильними печами і аеродинамічними трубами. Такі обурення непередбачувані, оскільки години роботи цих великих установок заздалегідь невідомий. З іншого боку, можуть відбуватися заздалегідь відомі події (наприклад, популярні телевізійні програми), інтенсивність вплив яких на зміну навантаження не може бути визначена заздалегідь.

1.2. Класифікація прогнозів електричного навантаження і вимоги, що пред'являються до прогнозних математичних моделей

Прогнозування навантаження займає центральне місце в задачах планування та управління режимами електроенергетичних систем [4].

Задля оптимального вибору методів, що застосовуються в процесі прогнозування, застосовують поділ прогнозів за різними критеріями [14]. Основні з них наведені на рис. 1.3.

1. По області застосування прогнози поділяються на довгострокові, які застосовуються для системного проектування, середньострокові, службовці для планування паливопостачання електростанцій і ремонтів основного

енергообладнання і короткострокові - для повсякденного планування та управління режимами енергосистем [31].

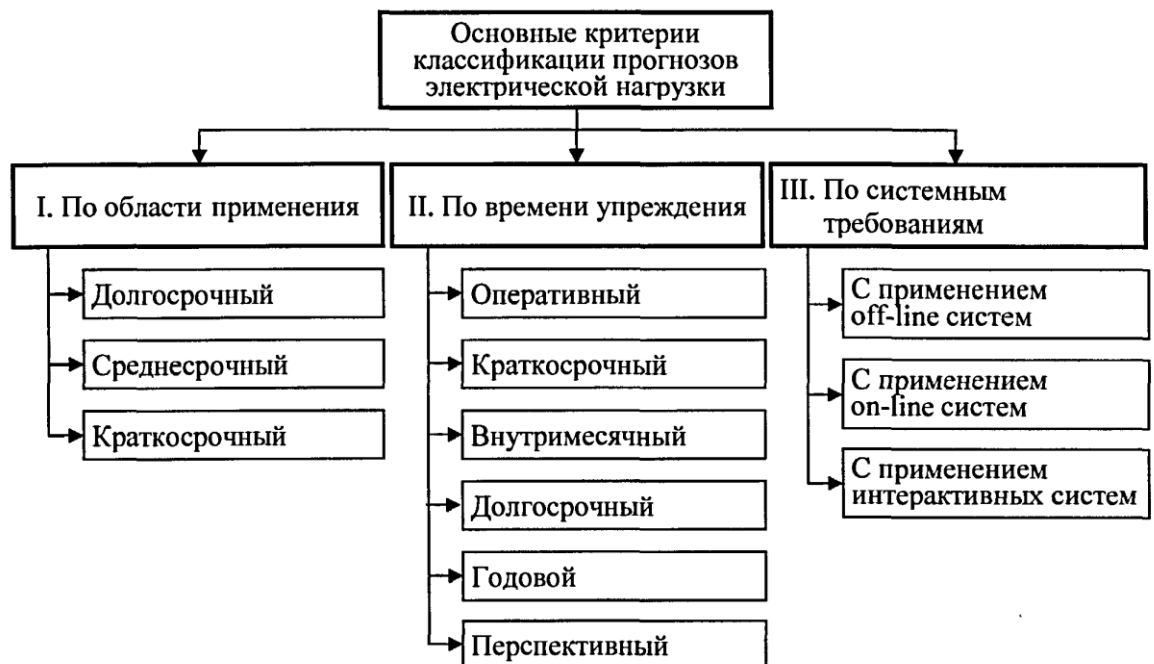


Рис. 1.3. Основні критерії класифікації прогнозів електричного навантаження

2. Класифікація за часом попередження часто застосовується у вітчизняній практиці [81]. Відповідно до неї прогнози діляться на оперативні (внутрішньогодинний і внутрішньодобовий), короткострокові (від одних до семи-восьми діб), внутрішньомісячні (з довільної дати до кінця місяця), довгострокові (на майбутній місяць, квартал, рік), річні (на один-три майбутніх року), перспективний (на п'ять і більше років). Типами прогнозів по часу попередження є довгострокові, середньострокові і короткострокові прогнози [107]. Причому значення цих понять в різних роботах не однаково. В одних роботах під короткостроковим розуміється прогноз на період від декількох місяців до 2-3 років [107], в інших - протягом проміжку часу від однієї години до одного тижня [27], а по-третє-короткострокове прогнозування проводиться в інтервалі від декількох годин до декількох доби, тижнів [96]. У різних літературних джерелах часовий інтервал для короткострокового прогнозування навантаження (КСПН) визначається по

різному в цій роботі прийнятий період для короткострокового прогнозу від однієї доби до декількох тижнів. Прогноз на інтервалі менше доби до оперативного прогнозу. Залежно від вибору тимчасового інтервалу попередження для прогнозу електричного навантаження завдання ефективного управління енергосистемою вирішується різними способами:

- в діапазоні секунд - з використанням системи автоматичного регулювання частоти і потужності;
- у масштабі хвилин-методами диспетчерського управління;
- за періоди, вимірювані годинами і добою-засобами управління виробництвом енергії;
- на часовому інтервалі, вимірюваному тижнями і місяцями, - розподілом запасів палива та плануванням ремонтів [27].

3. За системними вимогами, які пред'являються до прогнозуючих системам, прогнози укрупнено діляться на три групи:

- off-line системи, які застосовуються в задачах прогнозування в діапазоні від декількох годин до декількох діб і використовують регресійні моделі [32], в яких встановлюється зв'язок між навантаженням і зовнішніми чинниками, зокрема метеорологічними [123];
- on-line системи, призначені для оперативного (хвилина-година) управління енергосистемою і економічного розподілу навантаження між генераторами і забезпечують адаптацію до поточних щохвилини вимірюваним змінам споживання на основі методів аналізу часових рядів [41-42, 83, 115, 125];
- інтерактивні системи, що забезпечують можливість введення off-line інформації в систему on-line прогнозу і дозволяють ефективно поєднувати чутливість on-line прогнозуючих систем до змін навантаження з

можливостями обліку різних зовнішніх факторів [126]. У міру розвитку алгоритмів прогнозування нафузки все більше значення набувають деякі характеристики їх практичної реалізації. Причому, якими б не були особливості роботи енергопостачальних організацій, практика показує спільність і значимість розглянутих нижче вимог [3] (рис. 1.4.).

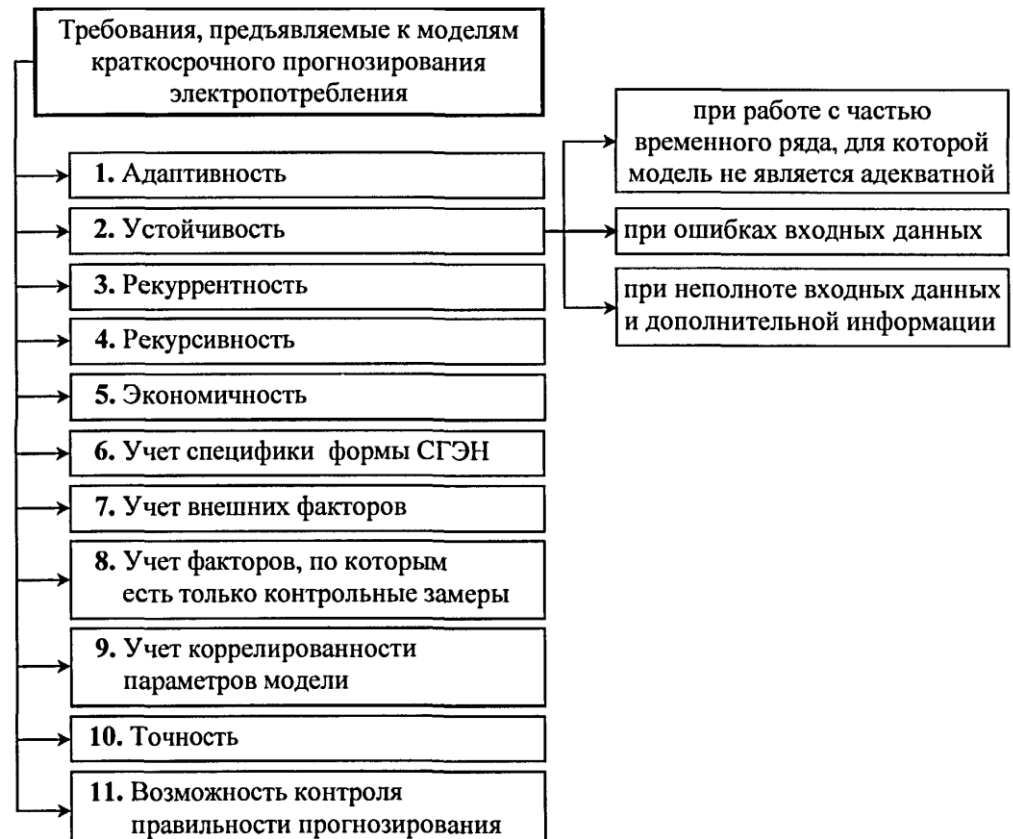


Рис. 1.4. Вимоги, що пред'являються до прогнозних математичних моделей

1. Адаптивність. Параметри прогнозної моделі повинні автоматично змінюватися в часі у зв'язку з приходом нової інформації про стан об'єкта з метою оптимізації показника якості-мінімізації похибки прогнозу [11, 28, 96, 100]. У даній роботі проводиться короткострокове прогнозування тимчасових рядів електроспоживання, складених з послідовно записаних значень СГЭН. При пред'явленні моделі, в якості вхідних даних передісторії будь-якого з цих рядів, вона повинна знайти початкові параметри моделі прогнозування ряду.

2. Стійкість (надійність). Необхідною умовою того, щоб властивість адаптивності моделі реалізувалося на практиці, є чисельна стійкість всіх

обчислювальних алгоритмів, що використовуються в моделі. Так як зміни членів поточної передісторії прогнозованого тимчасового ряду в значній мірі обумовлені випадковими і невизначеними факторами, то математичні задачі, що вирішуються в ході поточного прогнозування, можуть виявитися в тому чи іншому сенсі виродженими [14, 85].

При розгляді стійкості враховуються три аспекти:

- модель повинна працювати з частиною часового ряду, для якого вона не є адекватною, але і в цьому випадку повинні виходити розумні прогнози;
- модель повинна бути стійка до помилок у вихідних даних (для цього розробляються спеціальні засоби контролю вхідних даних);
- модель повинна бути стійка до відсутності частини вхідних даних, не надходять або з вини оператора, або через відмову системи. Це вимога особливо актуально в тому випадку, якщо поряд з автоматично вступниками даними періодично потрібно введення додаткової інформації (наприклад, про метеофактори), тому прогнозуюча система повинна включати процедури, що забезпечують її надійну роботу в умовах неповноти вихідних даних [14, 28].

3. Рекурентність. При поточному прогнозуванні модель повинна враховувати всю міститься в передісторії ряду інформацію, однак обсяг зовнішньої пам'яті, що відводиться в інформаційній базі автоматизованої системи диспетчерського управління (АСДУ) для зберігання даних про передісторію, обмежен. Тому моделі прогнозування повинні бути рекурентними, тобто інформація, що міститься в передісторії, незалежно від довжини останньої, повинна відображатися кінцевим числом параметрів, значення яких адаптивно перераховуються при реалізації додаткових членів передісторії.

4. Рекурсивність. У міру надходження нових даних прогнози повинні оновлюватися, але при цьому не повинно виникати необхідності у використанні всієї наявної передісторії для перерахунку будь-яких параметрів моделі;

5. Економічність. Алгоритми прогнозування повинні бути економічними щодо використання машинного часу і ресурсів ЕОМ. При використанні резервної ЕОМ, в разі відмови основної, вимога економічності посилюється.
6. Облік специфічної форми СГЕН. Для процесу електроспоживання характерна наявність як закономірних тенденцій зростання або убуття (трендів) і несинусоїдальних періодичних коливань з відомими періодами (доба, тиждень, рік), так і випадкових збурень, які можуть досягати відносно великих значень. Модель прогнозування повинна враховувати ці особливості.
7. Облік зовнішніх факторів. Модель прогнозування часових рядів повинна будуватися так, щоб за допомогою неї можна було визначити, можливо чи поліпшити прогноз СГЕН шляхом додаткового обліку прогнозів зовнішніх факторів, і здійснити при необхідності такий облік в ході поточного прогнозування.
8. Облік факторів, за якими є тільки контрольні виміри. Не для всіх параметрів, значення яких необхідні для оптимального прогнозування організовується їх поточний вимір. В окремих випадках проводяться тільки контрольні виміри. Прогнозувати значення таких параметрів статистичними методами неможливо через відсутність представницької передісторії відповідних часових рядів. При неавтоматизованому управлінні режимами ЕЕС значення цих параметрів задаються працівниками диспетчерських служб на підставі інженерної інтуїції. При вирішенні завдань прогнозування за допомогою АСДУ необхідно забезпечити автоматичне прогнозування зазначених параметрів [28].
9. Облік корельованості параметрів використовуваних при прогнозуванні. Параметри, які є компонентами вектора станів ЕЕС, можуть бути взаємно корельовані, тобто достовірний прогноз одного з параметрів неможливий без прогнозування іншого. Тому в прогнозній моделі потрібно перевіряти значимість взаємних кореляцій між заданими рядами і при необхідності їх

спільного прогнозування будувати моделі прогнозування багатовимірною часового ряду, компонентами якого є дані ряди [28]. Перераховані вище вимоги повинні враховуватися і при КРСП, крім того на моделі КСПН накладається ряд додаткових вимог, пов'язаних з точністю і можливістю контролю правильності прогнозування [96].

10. Точність. При короткостроковому прогнозування на дві доби вперед похибка прогнозу не повинна бути більше 2 % (дискретизація процесу 30 хв. або 1 Ч.), так як перевищення цієї величини призводить до штрафних санкціям при роботі на ОРЕ.

11. Можливість контролю правильності прогнозування. Вимога до контролю правильності прогнозування: для перевірки надійності прогнозування і порівняння прогнозних і вже відомих реальних даних, в моделі повинна бути передбачена можливість прогнозування за апіорною інформацією.

1.3. Математичні методи прогнозування електричного навантаження

У сучасних системах управління електроспоживанням прогноз здійснюється з використанням машинних програм. Система прогнозування навантаження складається з наступних компонент: джерела даних, засоби взаємодії людини з машиною, модель прогнозування навантаження (рис. 1.5).

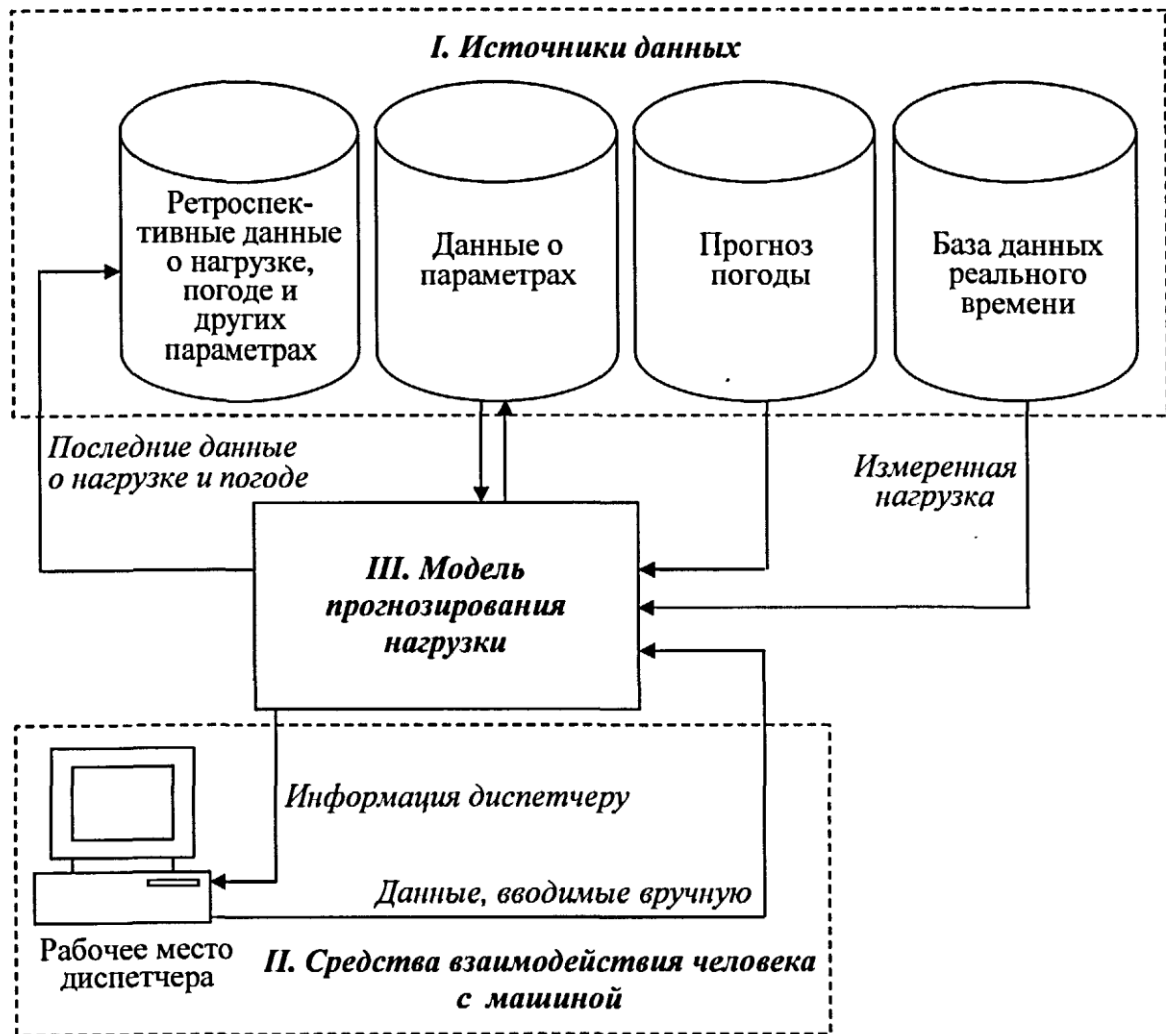


Рис. 1.5. Структурна схема системи короткострокового прогнозування навантаження

1. Джерела даних включають в себе бази ретроспективних даних про навантаження, погодних умовах та інших параметрах, базу даних про параметри, дані, що вводяться диспетчерами вручну, і базу даних реального часу, що містить інформацію про поточні значення навантаження. Дані, вводяться вручну, можуть містити нові відомості про погоду і параметрах прогнозу навантаження. Вихідні дані моделі короткострокового прогнозування навантаження надходять у вигляді інформації диспетчеру. Прогнозна інформація, що надається диспетчерам, повинна включати у себе найсвіжіші прогнози, що враховують останній прогноз погоди і випадкові події. Диспетчери потребують такої інформації для ведення економічного і надійного режиму системи [84]. Розв'язання задачі надання достовірних даних

тісно пов'язане з процесом подачі заявок учасників ОРЕ на погодинне споживання електроенергії на післязав-тра з використанням web-вузлів актуалізації розрахункової моделі, розміщеної на центральному web-вузлі і в п'яти об'єднаних диспетчерських управліннях України. Web-вузли актуалізації розрахункової моделі передають в регіональне диспетчерське управління (РДУ) графіки електроспоживання у вигляді макетів, що формуються web-вузлами (макет 30308) або створених вручну (макет 308). У розглянутих макетах міститься інформація про показники прогнозування: погодинні значення споживання, мінімальні і максимальні значення потужності та ін. процес формування макетів представлений на рис. 1.6.

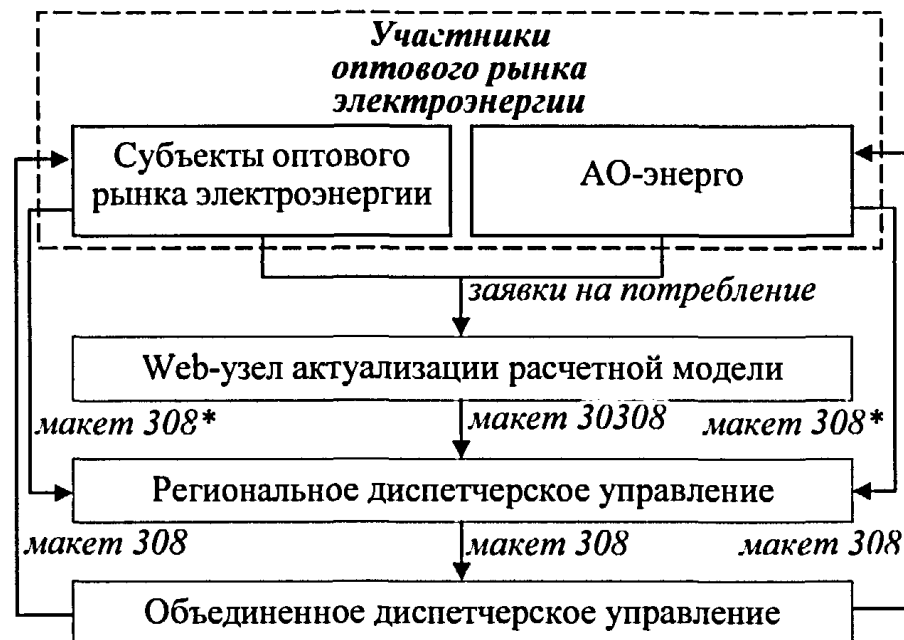


Рис. 1.6. Схема формування заявки на погодинне споживання електроенергії

Спочатку заявки учасників ОРЕ надходять на web-вузол актуалізації розрахункової моделі, де формується макет 30308 і відправляється по електронній пошті в РДУ. Там у вихідний макет вносяться корективи на основі розрахунків втрат в мережі і додаткового макета 308*, одержуваного від учасників ОРЕ. Потім оновлений макет 308 надсилається в об'єднане диспетчерське управління (ОДУ). Після цього відкориговані графіки електроспоживання пересилаються учасникам ОРЕ. У разі прийняття

учасниками ОРЕ відкоригованих графіків, макет 308 приймається до виконання і записується в базу оперативно-вимірального комплексу (ОВК).

2. Засоби взаємодії людини з машиною. Оператор системи взаємодіють із засобами короткострокового прогнозування навантаження через робоче місце диспетчера. Для ефективної роботи система прогнозування повинна володіти рядом можливостей, орієнтованих на користувачів.

3. Модель прогнозування навантаження. При її побудові використовують два підходи: Параметричний і трендовий.

1. Параметричний підхід. Електроспоживання $P\{t\}$ розглядається як випадковий процес [14] і зводиться до побудови істотно нестійких нестационарних прогнозних моделей (ARI, ARIMA, ARIMAX, і др.) [77, 94], що в деяких випадках є причиною швидкої розходимості прогнозних значень при збільшенні часу попередження. Недолік параметричного підходу є також і те, що в ньому погано враховується передісторія зміни процесу електроспоживання за попередні доба. Прогнозування із заданою похибкою можливо тільки на 1-2 інтервалу дискретизації вперед. Облік впливу зовнішніх факторів в ARIMAX-моделях здійснюється побудовою регресійних членів, залежних від цих факторів, але це не дозволяє адекватно моделювати зміну форми СГЕН, так як при цьому не враховується різна ступінь впливу факторів на різні точки графіка [82].

2. Трендовий підхід. Найбільш вживаний підхід при моделюванні СГЕН полягає в декомпозиції процесу $P(t)$ на дві складові трендову $P_D(t)$ (детерміновану і нестационарну) і залишкову $P_R(t)$ (випадкову і стаціонарну) [17, 67, 73, 74]:

$$P(t) = P_D(t) + P_R(t).$$

Завдання зводиться до роздільного моделювання трендової і випадкової складових, а потім подальшого об'єднання цих прогнозів. У разі успішного виділення трендової складової, отримана модель характеризується стійкістю.

Виходячи з цього, трендовий підхід переважніше параметричного і подальші дослідження проводяться, спираючись на нього. Існує велика кількість моделей, що застосовуються при вирішенні завдання прогнозування навантаження. На рис. 1.7 представлені критерії класифікації цих моделей [27].

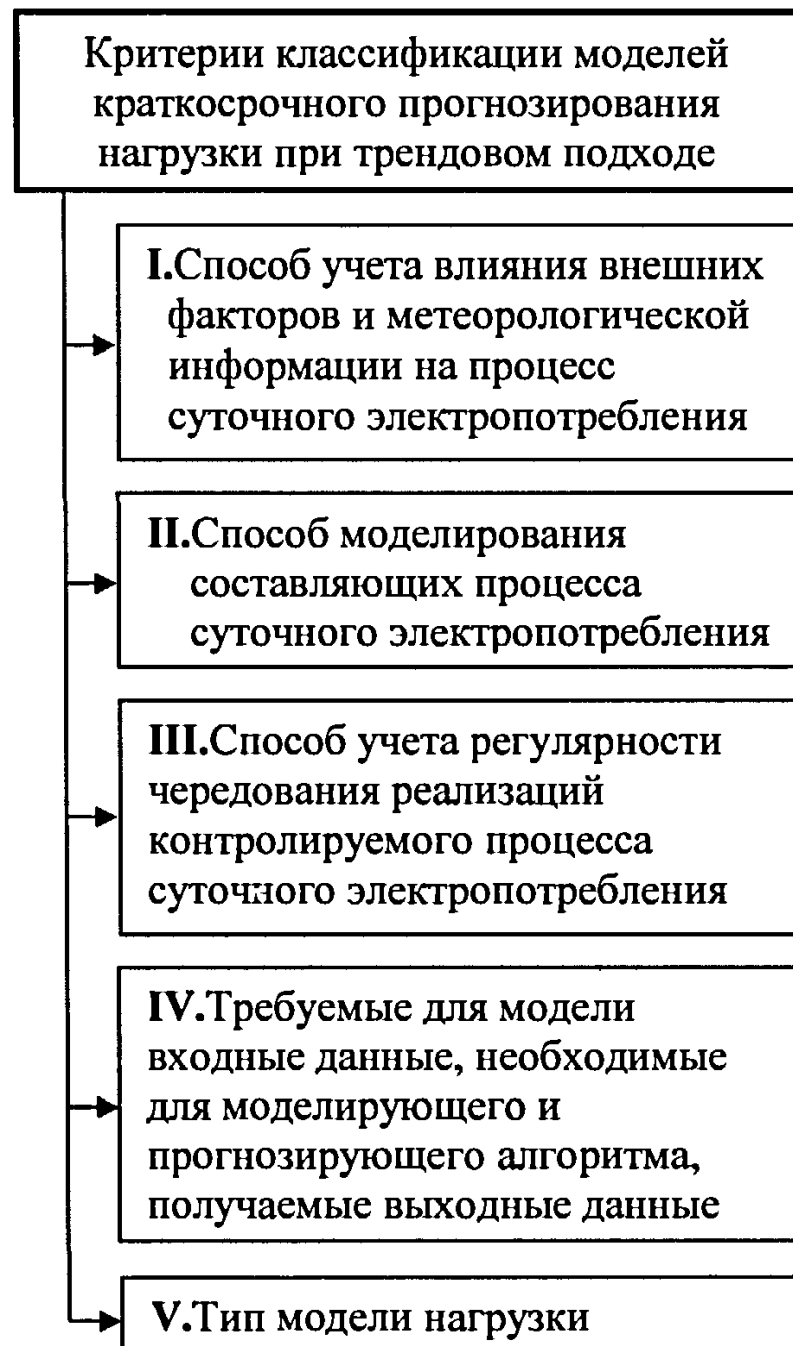


Рис. 1.7. Критерії класифікації моделей короткострокового прогнозування навантаження при трендовому підході

Зовнішні фактори можуть враховуватися в моделі як безпосередньо, коли за їх вплив відповідає окремий параметр, так і-побічно, коли спеціальний параметр для цього не виділяється. При застосуванні адитивного підходу важливою характеристикою моделі є те, які методи застосовуються при моделюванні кожної зі складових процесу, наприклад, при поділі сигналу на трендову і випадкову складові (формула 1.1). Облік регулярності (параграф 1.1) також має великий вплив на результати моделювання процесу електроспоживання і подальшого його прогнозу. Певний набір вхідних даних, необхідний для моделювання, часто є вирішальним критерієм при виборі самої моделі, так як такі дані не завжди вдається отримати в повному обсязі [14, 87]. За типом моделі навантаження моделі КСПН узагальнено діляться на дві групи [27]:

1. Моделі пікового навантаження, в яких моделюється тільки добова або тижневе пікове навантаження:

$$P = B + F(W),$$

де P -пікове навантаження, B -усереднена нечутлива до погоди складова, $F(W)$ - залежна від погоди складова.

2. Моделі графіка навантаження, які описують навантаження у вигляді дискретного часового ряду [128]. Так як завданням даної роботи є моделювання форми СГЕН, то надалі будемо розглядати моделі графіка навантаження в рамках трендового підходу. На рис. 1.8 представлені основні способи моделювання трендової $P_D(t)$ і випадкової $P_R(t)$ складових процесу добового електроспоживання $P(t)$.

Способи моделювання трендової складової $P_D(t)$, при оцінці тренду важливий вибір інтервалу моделювання T_δ від якого багато в чому залежить точність отриманої моделі (параграф 1.1). На жаль, безпосередній вибір значення T_δ не враховує важливу особливість процесу електроспоживання: наявність доби з особливим режимом споживання. Використання для

моделювання $P_D(t)$ методу ковзного середнього зводиться до застосування наступного виразу [96, 107]:

$$P_D(t) = \frac{1}{C} \sum_{j=0}^{C-1} P(t - j\Delta t),$$

де C -число вимірювань споживаної потужності $P(t)$ за інтервал усереднення;
 Δt - інтервал вимірювання миттєвих значень потужності $P(t)$.

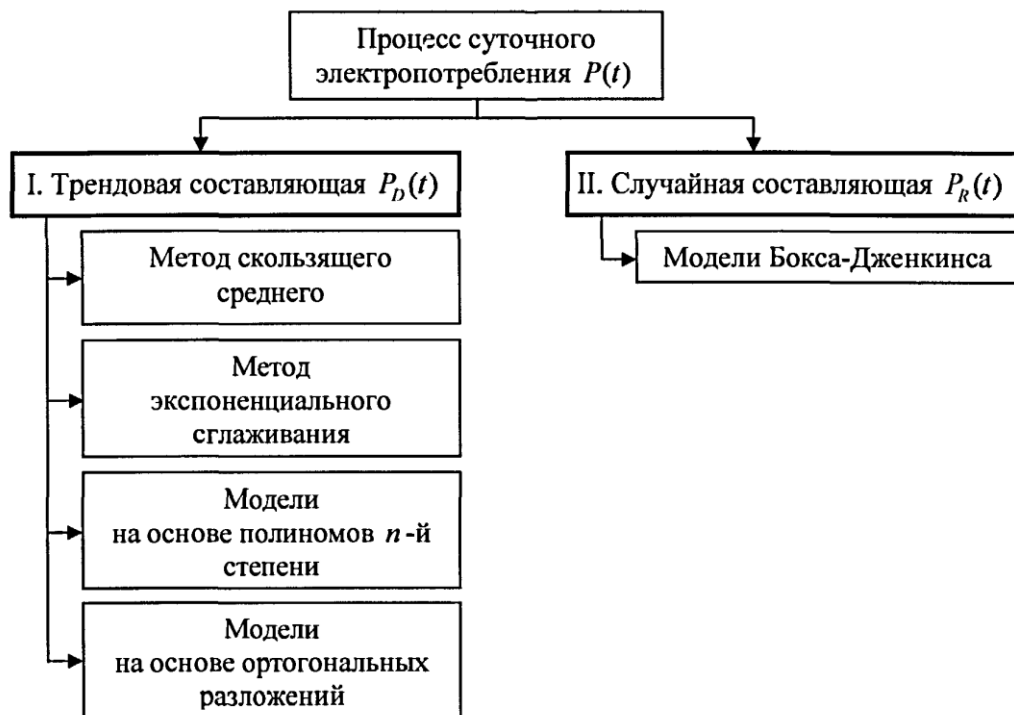


Рис. 1.8. Способи моделювання та прогнозування трендової $P_D(t)$ і залишкової $P_R(t)$ складових процесу електроспоживання

Іншим способом розрахунку $P_D(t)$ є метод експоненціального згладжування [14, 119, 131, 134], який забезпечує прогнозування добового споживання, коли процес зміни електроспоживання нестационарний, передісторія коротка і застосування інших моделей важко.

Для моделювання за цим методом необхідно обчислення експоненціальних середніх $S^{[k]}(P_D(t))$ різних порядків ($k = 1, 2, 3, \dots$):

$$S^{[k]}(P_D(t)) = \alpha S^{[k-1]}(P_D(t)) + (1 - \alpha) S^{[k]}(P_D(t - 1)),$$

де α -параметр згладжування, $0 < \alpha < 1$, Якщо α близько до 1, то при прогнозі враховується в основному вплив останніх спостережень.

У роботі [95] пропонується загальна векторна формула прямого обчислення експоненціальних середніх $S^{[k]}(P_D(t))$, що дозволяє прискорити процес побудови моделі, полегшити алгоритмізацію. Точних рекомендацій для вибору параметра α немає, на практиці використовуються різні підходи: Р. Браун [117] в окремих випадках пропонує визначати величину α , виходячи з довжини інтервалу згладжування m ; Х. Грюнвальд [131] величину α пов'язує зі значенням автокореляційної функції прогнозованого процесу, однак проведення складного кореляційного аналізу важко при наявності малого числа спостережень; Ю. Селіванов і Д. Клеандров [97] знаходять параметр згладжування α , виходячи з мінімізації дисперсії відхилень для апріорного прогнозу. Початкові умови для моделі експоненціального згладжування знаходяться як перший рівень часового ряду або середнє арифметичне всіх членів ряду або його частини, а також за формулами, запропонованим Р. Брауном [117].

Метод експоненціального згладжування має ряд переваг: він дозволяє надавати більшу вагу і інформаційну цінність останнім спостереженням; має логічну ясну концепцію; коефіцієнти моделі прогнозування оцінюються спільно таким чином, щоб зменшити автокореляцію в залишках [65]; дає швидку реакцію на зміну тренда $P_D(t)$ у порівнянні зі ковзаючим середнім. Головний недолік цього методу полягає в тому, що часовий ряд розглядається ізольовано від інших явищ, а додаткова інформація може враховуватися лише шляхом регулювання швидкості адаптації (зміною параметра α). Недоліком є і те, що вся специфіка ряду повинна бути відображена в єдиному параметрі α , що обмежує клас моделей, допустимих в рамках методу експоненціального згладжування [107], крім того, модель має властивість інерційності [6]. Те ж можна сказати про модель, побудованої на основі методу ковзного середнього

[96]. Для підвищення точності моделі можна використовувати двох параметричні Адаптивні моделі Хольта, Вінтерса і Тейла-Вейджа [2,51].

Для врахування впливу на трендову складову температури повітря Θ використовуються моделі на основі поліномів n -го ступеня, що не завжди призводить до підвищення точності моделювання. Крім того такий підхід дозволяє враховувати вплив температури повітря при зміні середньої потужності навантаження за добу, але не зміна форми графіка навантаження [96]. Большую роль при моделюванні P_D грають методи, засновані на ортогональних розкладах [38, 69, 93, 96]. Спочатку при розвитку методів моделювання часових рядів в електроенергетиці [59] в якості моделі тренда використовувалися розкладання на ортогональні гармонічні функції $\cos(x)$ і $\sin(x)$ (розкладання в ряд Фур'є) [90, 110], так як таке розкладання є простим, і не вимагає великої кількості обчислень. При моделюванні режимів роботи комунально-побутових навантажень, крім гармонійних функцій, використовуються функції, одержувані за допомогою процедур ортогоналізації Хайеса [92]. У методах розрахунку втрат електроенергії в електричних мережах ортогональні розкладання навантажень у вузлах мережі виконуються за процедурами ортогоналізації Грама-Шмідта [28]: з будь — якого базису $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ евклідового векторного простору кінцевою розмірності шляхом "послідовної ортогоналізації" можна отримати ортогональну систему $\{b_1, b_2, \dots, b_n\}$,

$$\text{де } b_1 = a_1 \text{ і } b_k = a_k - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{(a_k b_i)}{(b_i b_i)} b_i, (k = 2, 3, \dots, n), \text{ тоді } \left\{ \frac{b_1}{\|b_1\|}, \frac{b_2}{\|b_2\|}, \dots, \frac{b_n}{\|b_n\|} \right\} -$$

-ортонормований базис векторного простору.

Іншими способами побудови ортогональних функцій є застосуванням функцій Уолша (широко використовуються в теорії зв'язку [109]), Хаара і поліномів Лежандра [55]. Пізніше стали застосовуватися і інші напрямки розкладання тимчасових рядів за ортогональними складовими: метод Л-

функцій [39, 40] і метод головних компонент (МГК) [96, 102, 114]. Досліджуваний в роботі метод SSA [70, 94, 96, 101] заснований на ортогональних розкладах, подібних до використовуваними в МГК. З точки зору прогнозування та побудови моделі важливою властивістю розкладання є збереження властивостей процесу при виключенні частини компонент розкладання, тобто при зниженні розмірності простору параметрів [60]. Крім того, при розкладанні бажано домогтися такого розбиття на компоненти, при якому кожної бере участь в розкладанні компоненті могла бути дана смислова інтерпретація [96]. Проведемо порівняльний аналіз методів моделювання часових рядів, застосовуваних при прогнозуванні навантаження, заснованих на ортогональних розкладання. Дамо їх короткий опис. Всі розглянуті методи мають такі спільні риси:

а) мають прямий і зворотний хід, причому в разі прямого ходу знаходяться коефіцієнти відповідного розкладання, зворотного-відбувається відновлення вихідного графіка;

б) після знаходження коефіцієнтів розкладання вони сортуються в порядку убутання, так як чим більше коефіцієнт, тим більше його внесок в графік при відновленні [67, 96].

Розкладання в ряд Фур'є. Як було зазначено вище, такий спосіб ортогонального розкладання є найбільш простим.

а) прямий хід: розкладання ряду на гармоніки, за формулами:

$$c_k = \sqrt{a_k^2 + b_k^2}, \phi_k = -\arctg\left(\frac{b_k}{a_k}\right), a_0 = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N y(x_i),$$

де k - номер гармоніки $1 \dots \frac{N}{2}$ (N - кількість точок в розкладається графіку електроспоживання), c_k - амплітуда, ϕ_k - фаза гармоніки (косинусоїди), a_k, b_k - коефіцієнти розкладання Фур'є:

$$a_k = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N y(x_i) \cos \frac{2\pi k x_i}{T},$$

$$b_k = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N y(x_i) \sin \frac{2\pi k x_i}{T},$$

де x_i – i -точка річного графіка, $y(x)_i$ – значення споживання i -й точці, T – період вимірювання.

б) зворотний хід: відновлення вихідного ряду по значущим гармонікам, виділеним на попередньому кроці:

$$y(x_i) = \frac{\alpha_0}{2} + \sum_{k=1}^R \left(c_k \cos \left(\frac{2\pi k x_i}{T} + \varphi_k \right) \right),$$

де k – номер гармоніки ($1 \dots R$), R – кількість гармонік, що беруть участь у відновленні ряду.

У [58, 128] припускають, що тренду $P_D(t)$ належать низькочастотні складові спектра ГЕН, а високочастотні коливання вважають випадковою складовою $P_R(t)$ [96]. Моделювання кінцевим рядом Фур'є дозволяє врахувати мінливість форми ГЕН коригуванням коефіцієнтів Фур'є. При цьому слід прогнозувати зміну великого числа коефіцієнтів (більше десяти) і необхідні методики для виявлення значущих коефіцієнтів. Застосування при моделюванні трендової складової $P_D(t)$ розкладів в ряд Фур'є краще, ніж використання поліномів n -го ступеня, тому що при цьому забезпечується більша точність і враховується вплив різних факторів на зміну графіка. Недолік застосування розкладання в ряд Фур'є є практична неприйнятність його при внутрішньодобовому прогнозі [96], в той час як при моделюванні сумарного добового електроспоживання $W(t)$ за річним розкладання в ряд Фур'є широко використовується.

Проведемо аналіз часток коефіцієнтів з точки зору інформативності при відновленні графіка електроспоживання на прикладі графіків електроспоживання за 2019 рік (рис 1.9). Інформація для відновлення сконцентрована в перших коефіцієнтах, тільки перші п'ять з них містять більше 1% інформації для відновлення. Причому спочатку коефіцієнти дуть поспіль c_1, c_2, c_3, c_4 , а потім спостерігається невеликий сплеск в c_{52} .

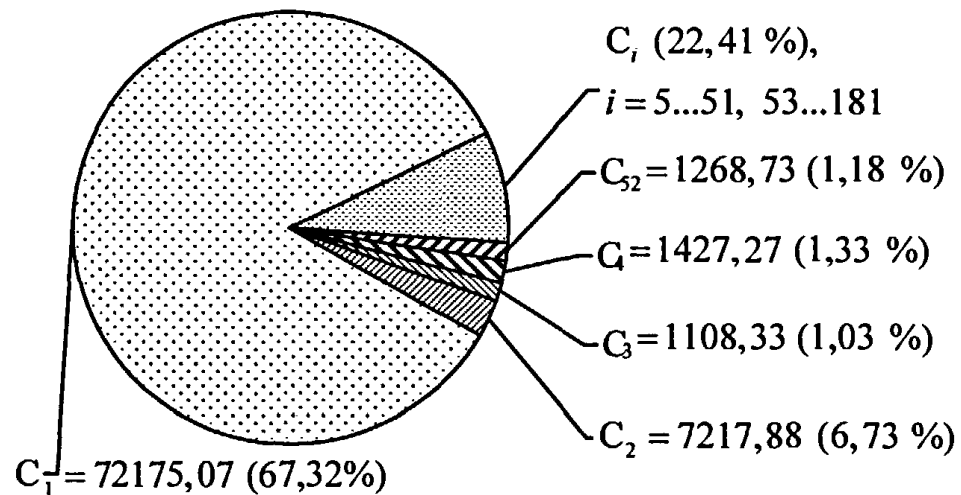


Рис. 1.9. Співвідношення коефіцієнтів розкладання в ряд Фур'є річного графіка електроспоживання енергосистеми за 2019 рік

Як відомо, в розкладанні Фур'є частота кожної гармоніки обчислюється за формулою:

$$w_k = \frac{T}{k},$$

де T -період розкладається функції (у разі річного графіка $T = 365$), k -порядковий номер гармоніки.

Частка інформативності решти коефіцієнтів c_i , де $i = [5...51, 53... 181]$, дорівнює 22,4%. Ця частка досить велика, щоб нею нехтувати, відкидаючи при відновленні графіка. Крім того, інформація за коефіцієнтами "розмазана", тому важко визначити, за яку саме частину (річну ,тижневу, малі сплески графіка або його незначні сплески) відповідає кожен коефіцієнт c_i .

Недоліком розкладання в ряд Фур'є є велика кількість коефіцієнтів ($\leq N/2$), які необхідно аналізувати, щоб отримати прийнятну точність обчислень. Крім того, спроба виділення в річному розкладанні тижневої складової (яка міститься в c_{52} -коефіцієнті при гармоніці, період якої дорівнює наближено семи) [72, 78] не дав бажаного результату через те, що кількість днів у році не ділиться націло на сім (кількість діб у тижні), тому інформація про тижневу складову частково міститься в сусідній компоненті (c_{51}). Рішенням цієї проблеми може бути зміна довжини ряду до числа членів, кратних семи, що дозволяє поліпшити виділення тижневої складової. З іншого боку, не можна не відзначити гідності розкладання в ряд Фур'є: малі обчислювальні витрати, простота, відсутність необхідності у великій кількості апіорної інформації [72].

Метод k-розкладань. Метод k - розкладань був розроблений в ЮРГТУ (НПП) Кажданом А. Е. на базі теорії функцій і функціонального аналізу і детально описаний в [39, 40].

а) прямий хід:

$$a_{1,j}^1 = x_m, \text{ де } m = 1 \dots 2^{q-1},$$

$$\left. \begin{array}{l} a_{2,j}^1 = x_m, \text{ якщо } m \leq N, \\ a_{2,j}^1 = 0, \text{ якщо } m > N \end{array} \right\} \text{ де } m = 2^{q-1} + 1 \dots 2^q,$$

$$k_{i,j} = \frac{a_{1,j}^i + a_{2,j}^i}{2},$$

$$a_{1,j}^i = \frac{a_{1,j}^{i-1} + a_{2,j}^{i-1}}{2}, \text{ де } j = 1 \dots 2^{q-1}, i = 2 \dots q, (2^q = M),$$

$$a_{2,j}^i = \frac{a_{1,j}^{i-1} + a_{2,j}^{i-1}}{2}, \text{ де } j = 2^{q-1} + 1 \dots 2^q, i = 2 \dots q, (2^q = M),$$

$$k_{0,1} = \frac{a_{1,1}^{q-1} + a_{2,1}^{q-1}}{2},$$

де N - кількість елементів у вихідному розкладаючому ряді; M - кількість елементів в доповненому нулями ряді; m - лічильник елементів в доповненому нулями; x_m (при $m = 1 \dots N$) - значення вихідного розкладається ряду; i - лічильник; k_i - векторів; j - лічильник за елементами відповідного k_i -вектор; n - кількість елементів в k_i - векторі ($n = 2^{q-i}$); довжина $k_0 = 1$, $a_{1,j}^i, a_{2,j}^i$ - проміжні обчислювальні коефіцієнти (масив з двох рядків по n елементів кожна) для обчислення k_i -вектора. Як видно з формул прямого ходу методу k - розкладань, на першому кроці за масив коефіцієнтів $a_{1,j}^1$ приймається вихідний ряд, що розкладається на k - елементи, доповнений нулями до кількості елементів, рівного 2^q , де 2^q - найближче число, що представляє собою двійку в якійсь мірі.

б) зворотний хід:

$$\left. \begin{aligned} x_m &= k_0 + \sum_{i=1}^q k_{i,j}, \text{ якщо } (m-1+2^{q-i}) \operatorname{div} 2^{q-i} - \text{непарне} \\ x_m &= k_0 + \sum_{i=1}^q -k_{i,j}, \text{ якщо } (m-1+2^{q-i}) \operatorname{div} 2^{q-i} - \text{парне} \end{aligned} \right\}$$

де $j = (m-1+2^{q-i}) \bmod 2^{q-i}$.

При використанні k - розкладань для будь-якого графіка компонента $k_{0,1}$, при відновленні обов'язкова, так як вона визначає "рівень" відтворюваного графіка. Недоліком методу k -розкладань є велика кількість обчислень для розкладання, а потім відновлення даних, а також необхідність збільшення розміру вихідного масиву до 2^q елементів.

Розкладання на базі методу головних компонент. Велика кількість прикладів застосування МГК для ортогонального розкладання рядів електроспоживання дано в [96]. Наведемо основні формули методу.

а) прямий хід: $F = U^{-1}P$;

б) зворотний хід: $P = UF$,

де P -матриця СГЕН, U і U^{-1} - пряма і зворотня матриці власних векторів відповідно; F -матриця головних компонентів. Недоліком МГК є необхідність великої кількості обчислень (за рахунок множення матриць великих розмірів), а також додаткової інформації про попередні графіки електроспоживання. Перевага - досить велика точність відновлення розкладаючого графіку при малій кількості використовуваних головних компонентів [76, 106]. Відзначимо, що при відновленні графіків за всіма коефіцієнтами наведених вище методів розкладання, відбувається повне безпомилкове відновлення, а в разі використання коефіцієнтів розкладання вибірково при відновленні з'являється відхилення від реального графіка, яке характеризується середньоквадратичною помилкою δ :

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_i(t) - \tilde{P}_i(t))^2}{N}},$$

де $P_i(t)$ - i -е значення ряду реального електроспоживання, $\tilde{P}_i(t)$ - i -значення відновленого ряду електроспоживання по одному з методів ортогональних розкладань, n -кількість елементів в ряду електроспоживання, $i = 1 \dots N$.

Критерієм ефективності застосування того чи іншого методу розкладання, а потім і відновлення графіка служить ступінь малості δ , а також швидкість убуття величини δ при збільшенні числа не відкидаються компонент. Результати відновлення річного графіка добового електроспоживання при кількості коефіцієнтів відновлення від одного до п'яти, представлені на рис. 1.10, з якого видно, що з трьох аналізованих методів, найкращий результат при будь-якій кількості враховуються компонент n дає МГК, причому при $n = 5$ вдається отримати точність відновлення графіка близьку до 100%.

Метод k - різниць поступається в точності двом іншим методам при $n = 1...3$, при збільшенні n ($n=4$ і $n=5$) цей метод по точності наближення перевершує метод розкладання в ряд Фур'є. Графік 1 рис. 1.10 показує, що середньоквадратичне відхилення при розкладанні в ряд Фур'є при $n=1...5$ змінюється мало (від 6,87% до 5%). Це дозволяє зробити висновок про те, що для відновлення розкладається графіка з прийнятною точністю (що не перевищує 2%) при розкладанні в ряд Фур'є необхідно використовувати кількість коефіцієнтів, більше ніж п'ять.

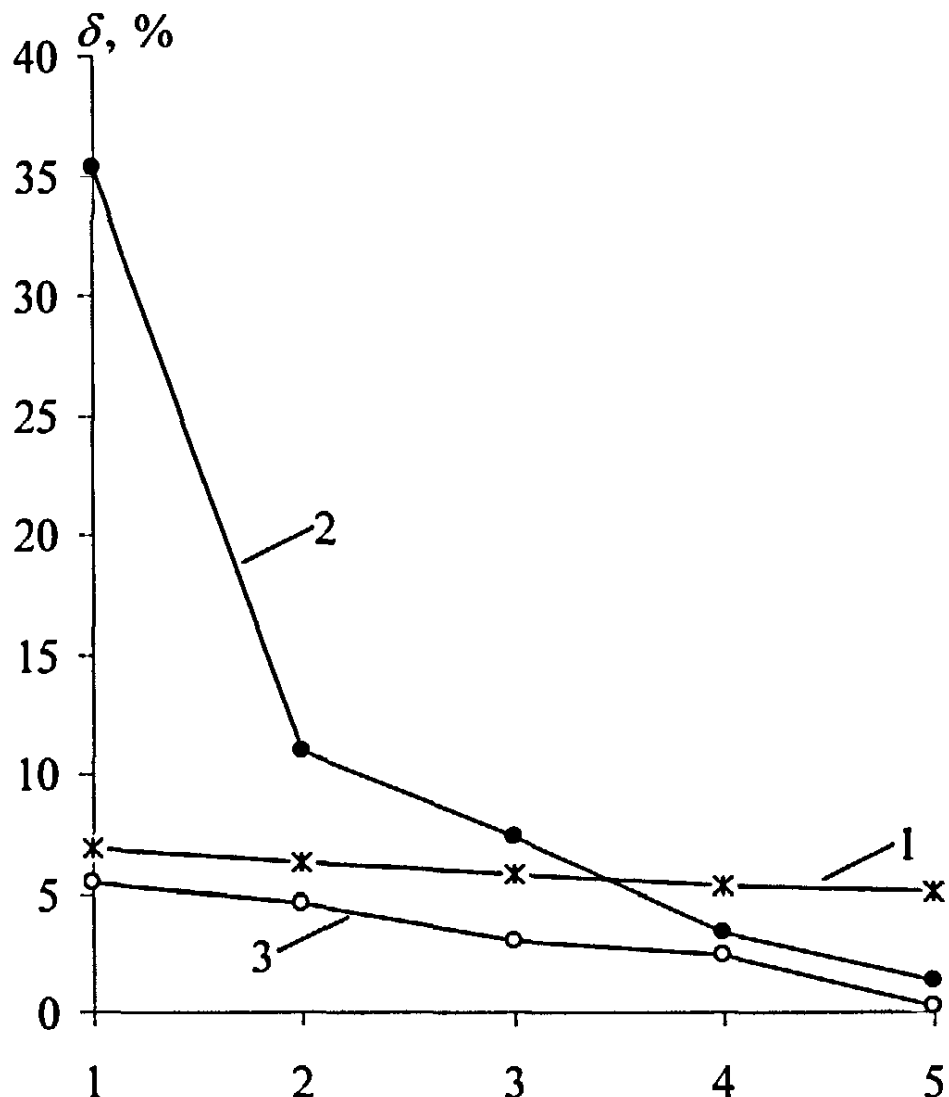


Рис. 1.10. Графік залежності значень середньоквадратичного відхилення від кількості використовуваних у відновленні компонентів: 1- розкладання в ряд Фур'є; 2-метод k - розкладань; 3-метод головни компонент.

Як показано в роботах [15, 94] моделі, засновані на МГК, мають найменшу похибку ε_i серед всіх ортогональних розкладань.

$$\varepsilon = P(t) - \tilde{P}(t) = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n]^T, \|\varepsilon\| \rightarrow \min.$$

Дану особливість називають властивістю найкращої відтворюваності. Таким чином, використання моделей із застосуванням МГК дозволяє виділити такі компоненти реалізацій процесу $P(t)$, які найбільш повно описують зміни його детермінованої складової [37], і кількість таких компонент мінімально.

У разі прогнозування подібних СГЕН на практиці іноді використовується метод міждобових різниць з поділом днів за типами [14]. Суть методу полягає в тому, що для поточного добового графіка вибирається подібний йому графік з передісторії, який вважається трендовим. Даний метод передбачає наявність алгоритму подібності. Найчастіше розрізняють сім типів графіків в залежності від дня тижня. Припускаючи, що вони найбільш близькі, отримуємо $P_{Di}(t)$ де $i = 1..7$, а при поділі днів на два типу: робочі та вихідні дні $-P_{Di}(t)$, i де $= 1..2$. Причому, кожен P_{Di} визначений окремо з використанням експоненціального згладжування. Поділ днів на два типи призводить до більшої стійкості моделі до "нерегулярних" днів. Істотним недоліком методу обчислення міждобових різниць є те, що він не враховує особливості СГЕН, пов'язані з наявністю нерегулярних днів і днів з обмеженим споживанням [104].

2. Способи моделювання залишкової складової $P_R(t)$.

Для моделювання $P_R(t)$ застосовуються, як правило, одновимірні лінійні моделі: моделі часових рядів (AR(ARI), ARMA, ARIMA і тд.), використовувані для моделювання стаціонарних і нестаціонарних процесів [28, 52, 136, 138]:

1. AR-модель або авторегресійна модель:

$$A(q)y(t) = e(t),$$

де $A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2} + \dots + a_{na} q^{-na}$ - оператор авторегресії порядку na ; q^{-1} - оператор затримки сигналу на один такт; $y(t) = \nabla^d P_R(t)$ - моделює процес, як кінцева різниця порядку d ; $e(t)$ - помилка моделі, стаціонарний випадковий процес з нульовим математичним очікуванням і дисперсією σ_e^2 ("білий шум").

2. ARMA-модель або авторегресійна модель зі ковзною середньою:

$$A(q)y(t) = C(q)e(t),$$

де $C(q) = b_1 + b_2 q^{-1} + \dots + b_{nb} q^{-nb}$ - оператор ковзної середньої порядку nb . Введення ковзної середньої дозволяє в ряді випадків зменшити похибку прогноз.

3. ARX-модель або авторегресійна модель з урахуванням впливу зовнішніх сигналів (включає X-складову):

$$A(q)y(t) = B(q)u(t - nk) + e(t),$$

де $B(q) = b_1 + b_2 q^{-1} + \dots + b_{nb} q^{-nb}$ - оператор, що визначає вплив зовнішнього сигналу $u(t)$; $u(t-nk)$ - зовнішній сигнал, затриманий на nk тактів.

4. ARMAX-модель або узагальнена лінійна поліноміальна модель типу "Чорна скринька" (black box model):

$$A(q)y(t) = B(q)u(t - nk) + C(q)e(t).$$

У випадку декількох вхідних сигналів в ARX - і ARMAX- моделях доданок $B(q)u(t-nk)$ замінюється на $\sum_{i=1}^{nu} B_i(q)q^{-nk}u_i$, де nu - кількість зовнішніх факторів, що впливають.

У разі введення інтегральної складової в ARMA - і ARMAX- моделі вони перетворюються на ARIMA-і ARIMAX-моделі відповідно [12, 52, 136].

Випадкова величина $e(t)$ в ARIMA, ARMAX і ARIMAX-моделях:

$$e(t) = \widetilde{P}_R(t) - P_R(t),$$

де $P_R(t)$ - дійсне значення часового ряду, $\widetilde{P}_R(t)$ – прогнозне значення часового ряду.

Визначення коефіцієнтів $a_1, \dots, a_{na}; b_1, \dots, b_{nb}; c_1, \dots, c_{nc}$, а також значень na, nb, nc перерахованих моделей, здійснюється в основному шляхом мінімізації помилок прогнозу $\operatorname{argmin} \sum_{t=1}^N e^2(t)$, з використанням, наприклад, нелінійного методу найменших квадратів (алгоритм Макварда) [12].

Нестационарний ряд $P_R(t)$ зазвичай приводиться до стаціонарного взяття послідовних різниць d -го порядку: $w(t) = \nabla^d P_R(t)$. Для ряду $w(t)$ будується ARIMA-модель, причому порядок різниць d підбирається так, щоб автокореляційна функція ряду $w(t)$ швидко згасала. В [21, 94] доведено, що в ряді випадків для $d \geq 2$ ARIMA-модель може бути нестійкою через вплив випадкових факторів, тому рекомендується використовувати моделі з $d < 2$. Як показав аналіз СГЕН [65] процес $P(t)$ є істотно нестационарним і для приведення його до стаціонарного необхідно приймати $d \geq 2$. У той же час процес $P_R(t) = P(t) - P_D(t)$ найчастіше є стаціонарним при $d \approx 1$. Це пояснює необхідність застосування трендового підходу при побудові моделі графіків. Крім того, при трендовому підході залишається постійним порядок na і nc в ARIMA-моделі, то є не потрібна її структурна адаптація для різних типів СГЕН.

Для більшості СГЕН [94] залишкова складова $P_R(t)$ адекватно моделюється ARIMA-моделлю порядку $(na, d, nc) = (1, 1, 0)$. При наявності в процесі $P_R(t)$ періодичної складової використовується ARIMA-модель з періодичної складової [96].

1.4. Висновки по главі 1

Проведені в першому розділі дисертації дослідження призвели до наступних результат:

1. Проведено аналіз структури типового добового графіка електричного навантаження і виявлені його характерні особливості.

2. Проведено порівняльний аналіз методів ортогональних розкладань часових рядів процесу електроспоживання і показана можливість їх успішного застосування.

3. Запропоновано класифікацію методів прогнозування електричного навантаження, що дозволила сформулювати вимоги до розглянутих моделей.

ГЛАВА 2. МОДЕЛЮВАННЯ РЯДІВ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ НА ОСНОВІ ОРТОГОНАЛЬНИХ РОЗКЛАДАНЬ

2.1. Загальні принципи застосування ортогональних розкладань для моделювання рядів електроспоживання

Моделювання та прогнозування електроспоживання вимагає застосування аналізу ГЕН, заснованого на багатовимірних математичних моделях, який дозволяє знаходити неявні взаємозв'язки і закономірності, існуючі у досліджуваному процесі. При розробці таких моделей велике поширення набуло уявлення досліджуваного процесу або його параметрів у формі ортогональних розкладів [3, 7, 28, 46-47, 77, 94, 107].

Для технічних систем, що характеризуються великою кількістю реалізацій $V_1(t), V_2(t), \dots, V_N(t)$, випадкових параметрів, які можна представити у вигляді координат (компонент) випадкового вектора реалізації $V_j = [v_{1j}, v_{2j}, \dots, v_{nj}]^T$, є проблема корельованості параметрів векторів V_1, V_2, \dots, V_n і зниження розмірності простору параметрів L_n , тобто представлення багатовимірного випадкового процесу $V = [V_1, V_2, \dots, V_n]^T$ через випадковий процес $F = [F_1, F_2, \dots, F_m]^T$ меншої розмірності $m < n$. Дана задача може бути вирішена за допомогою канонічного розкладання багатовимірного випадкового процесу V з корельованими в загальному випадку координатами в векторах V_1, V_2, \dots, V_n і кореляційною матрицею K_v . через процес F з некорельованими координатами у векторах F_1, F_2, \dots, F_n наступним чином [86]:

$$V_j = \sum_{i=1}^m U_i f_{ji},$$

де U_i , - координатні вектори канонічного розкладання; f_{ji} - і - я координата j -го вектора реалізацій процесу F .

Рівність 2.1 є точною при $m = n$ [90]. Кореляційна матриця випадкового вектора F є діагональною. Отже, перетворення 2.1 дозволяє перейти від

вектора V з симетричною кореляційною матрицею K_v - до вектора F з діагональною кореляційною матрицею K_F . Приведення симетричної матриці K_v до діагональної форми K_F не є однозначним, тому для будь-якого випадкового вектора V з кінцевим моментів другого порядку існує нескінченна безліч канонічних розкладів [16].

В якості координатних векторів U_i , - можуть бути використані різні ортогональні функції (параграф 1.3).

У цій роботі при розгляді методів ортогонального розкладання в якості координатних функцій U_i , - приймаються власні вектори кореляційної матриці K_v досліджуваного процесу, що є одним з можливих способів канонічного розкладання [28, 105, 108]. При побудові математичної моделі необхідно враховувати, що експериментальні дані X містять помилки вимірювань ξ , тоді модель 2.1 перетворюється до наступної моделі, яка досліджується за допомогою факторного аналізу [34].

$$X_j = V_j + \xi_j = \sum_{i=1}^m U_i f_{ji} + \xi_j,$$

де X_j - випадкова реалізація експериментальних даних X , ξ_j , - помилка вимірювання.

Побудова факторної моделі 2.2 аналогічно канонічному розкладу 2.1, але застосовувати в цьому випадку безпосередньо методи канонічних розкладань не можна, так як для цього потрібно знати K_v , а за результатами досліджень можна побудувати тільки оцінку кореляційної матриці K_x . Якщо прийняти, що X і ξ некорельовані, то кореляційну матрицю K_x можна представити наступним чином:

$$K_x = K_v + K_\xi = \sum_{i=1}^n \lambda_i U_i U_i^T + K_\xi.$$

Так як матриця K_ξ діагональна (це виконується за умови, що помилки некорельовані), то недіагональні елементи матриць K_x, K_V з однаковими індексами рівні, тобто $k_{xij} = k_{vij}$, при $i \neq j$. Отже, в якості недіагональних елементів матриці K_x можна прийняти відповідні елементи матриці K_V , але діагональні елементи матриці K_x залишатися невизначений. У підсумку це завдання побудови факторної моделі зводиться до знаходження канонічного розкладання вектора V_j при невідомих діагональних елементах K_V , яка вирішується двома способами.

1. Невідомі діагональні елементи матриці K_V замінюються довільними або підібраними за деяким методом позитивними числами [34].

2. Замість канонічного розкладання процесу V виконується канонічне розкладання процесу X , знаходиться $m < n$ перших членів розкладання, а всі інші члени переносяться в помилку ξ . На цьому підході заснований МГК [12, 34, 37].

В енергетиці МГК використовується при вирішенні завдань моделювання навантажень вузлів електричних мереж [7, 50], класифікації СГЕН, моделювання сумарного процесу електроспоживання за показниками індивідуальних графіків [60, 63, 74, 88], моделювання та прогнозування електроспоживання.

2.2. Моделювання процесу електроспоживання методом головних компонент

Метод головних компонент може використовуватися при вирішенні завдань в детермінованій і статистичній постановках. При детермінованому підході МГК дозволяє отримати найкращу проекцію сукупності точок спостережень у просторі меншої розмірності [1, 37]. При статистичному підході МГК дає можливість виділити узагальнені випадкові величини, що мають максимально можливу дисперсію [33, 37]. Метод головних компонент-

це комплексний метод, застосовуваний для опису багатовимірних процесів, яким є процес електроспоживання.

Переваги МГК [96]: метод є лінійним і адаптивним; об'єкти і змінні в цьому методі можуть бути представлені графічно; головні компоненти є найбільш зручними показниками, так як вони зберігають і відображають внутрішні об'єктивно існуючі закономірності, які не піддаються безпосередньому спостереженню; компоненти, як правило, можна надати фізичний сенс, крім того, положення кожного об'єкта або змінної на діаграмах можна інтерпретувати в термінах значень змінних і фізичного сенсу координатних вісь.

В [67, 73] викладені методи моделювання трендів на основі ортогонального розкладання річних графіків добового електроспоживання $W^{(i)}(t), i = 1 \dots l, l$ - кількість років, взятих для моделювання, по МГК:

$$W = UF,$$

де $W(t)$ - матриця спостережень добових витрат електроенергії за l років, розміру $l \times 365$, $l > 1, W = [W^1 \dots W^l]^T$, U -матриця власних векторів кореляційної матриці до вихідного ряду електроспоживання добових значень електроспоживання, F -матриця головних компонент:

$$F = U^{-1}W$$

Ортогональне розкладання 2.3 можна використовувати для прогнозу тренда річного графіка $W_T^{(l+1)}(t)$, або самого річного графіка $W^{l+1}(t)$ по головним компонентам F , обчисленим за формулою 2.4 [67].

В [107] пропонується прогнозування часових рядів шляхом аналізу траєкторії руху утворених графіків у просторі перших двох компонент F_1, F_2 . Як приклад наведемо прогноз річного графіка електроспоживання на 2019 р. ($W^{(6)}(t)$) на основі аналізу річних графіків а період з 1996 по 2000 р. ($W^{(1)}(t) - W^{(5)}(t)$) (рис. 2.1) [76].

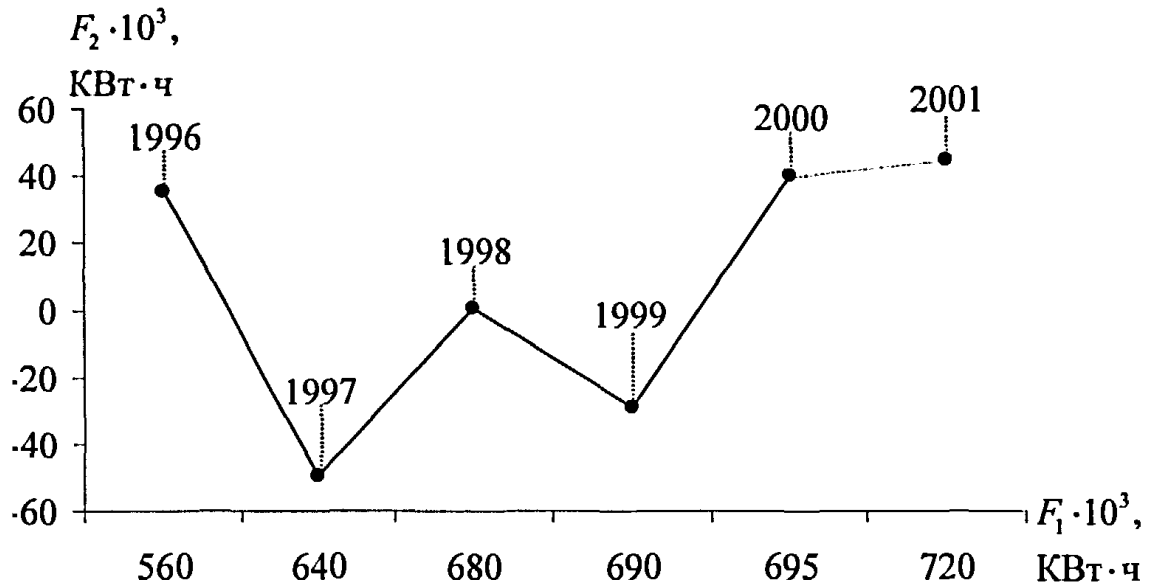


Рис. 2.1. Образи графіків річного електроспоживання в просторі двох перших головних компонент F_1 і F_2

За обраним положенням образу графіка електроспоживання за 2001 р., визначаються прогностні значення головних компонент $f_{1,6}, f_{2,6}$, і за формулою 2.3 обчислюється прогностний графік $\hat{W}^6(t)$ [28]. Точність прогнозу можна значно підвищити, змінюючи положення прогностної точки на площині головних компонент, тобто підвищуючи точність визначення тенденцій руху образів річних графіків.

Описаний вище спосіб прогнозу застосовується також для річного прогнозу електроспоживання за місячними даними. В [62, 64, 75] проводиться аналіз електроспоживання в енергосистемі з урахуванням поділу споживачів на групи. Аналіз електроспоживання ведеться по споживачах, розділених на дев'ять окремих груп: промисловість $W(t) \geq 750$ кВт, промисловість $W(t) < 750$ кВт, залізничний транспорт, міський транспорт, непромислове споживання, сільськогосподарські споживачі, населені пункти, оптові споживачі, господарські потреби. Будується дев'ять матриць $W_i[12 \times l]$ ($i=1 \dots 9$, 12-число місяців в році, l - кількість річних графіків, що беруть участь у моделюванні), кожна з яких характеризує електроспоживання у

відповідній розділеній фуппі та для узагальненого аналізу матриця сумарного електроспоживання по енергосистемі $W_{\text{сум}}$ для всіх розділених груп. В якості елементів матриць W_i і $W_{\text{сум}}$ беруться місячні значення електроспоживання і виробляються ортогональні розкладання за формулою 2.4. Потім для кожної групи вибирається положення образу прогнозованого графіка $\hat{W}_i^{(l+1)}(t)$ на площині перших двох головних компонент F_1 і F_2 і обчислюється сам прогнозний графік. Часто в ході аналізу виявляється такий стан образів графіків в просторі головних компонент, яке не дає можливості для передбачення тенденції розвитку процесу і вибору оптимальної точки прогнозування.

На малюнку 2.2, а представлені образи річних графіків місячного електроспоживання в просторі двох перших компонент для групи споживачів "Міський транспорт", що ілюструють складність вибору прогнозованої точки для подальшого розрахунку (у зазначеній на графіку точці відхилення від реальних даних $\approx 20\%$). Вибір іншої точки збільшує погрешність. Таким чином, виявлення тенденції в положенні образів графіків на площині головних компонент, не завжди дає позитивний результат. Покажемо це на прикладі групи "сумарне електроспоживання" (рис. 2.2, б), причому при прогнозі будемо враховувати відомі значення споживання електроенергії за минулі сім місяців 2020 року.

Для отримання прогнозних значень електроспоживання на 2020 рік на площині головних компонент спочатку була обрана точка з координатами (300000,50000), яка імовірно збігалася з намітилася тенденцією зміни компонент за аналізований період часу. При цій розбіжність прогнозних і фактичних значень за сім місяців виявилася $\approx 6\%$. При виборі прогнозованої точки поза спочатку обраної тенденції (250000,80000) результат прогнозування виявився більш точним $\approx 5\%$. Таким чином, положення

прогнозна точка підбирається емпіричним шляхом і не завжди збігається з тенденцією минулих років.

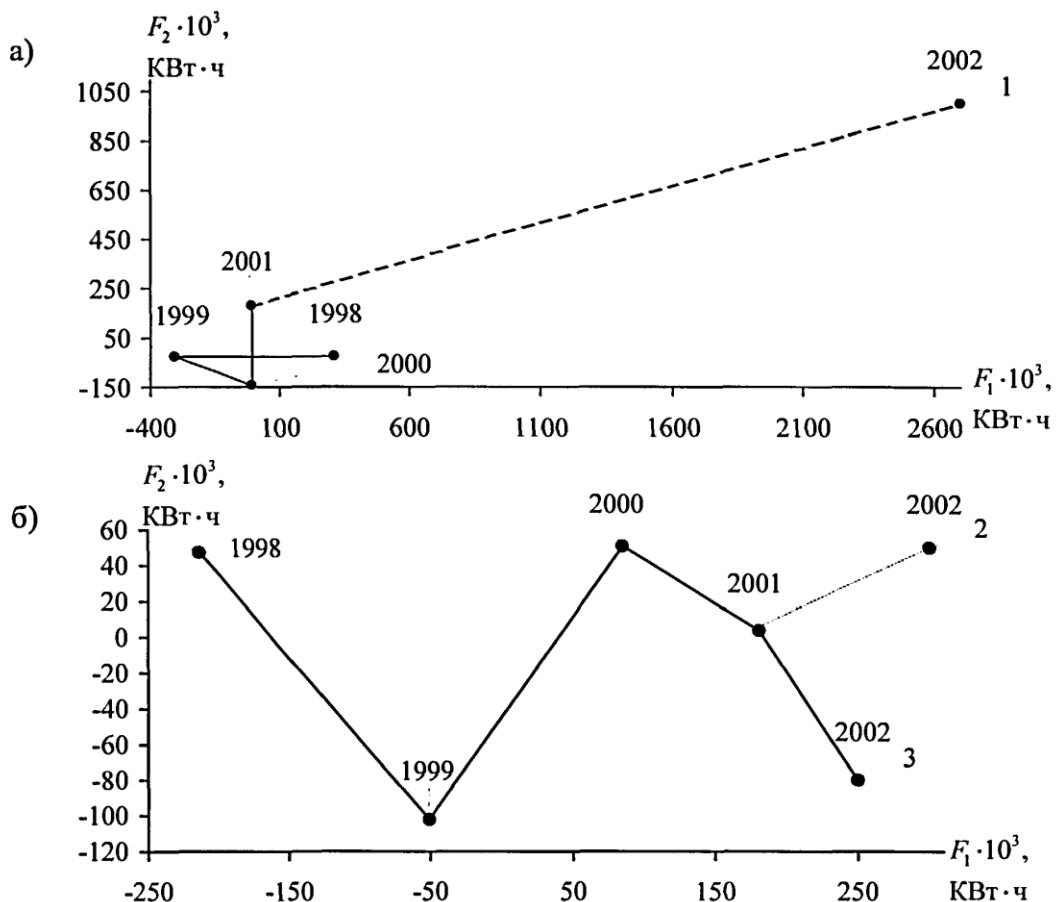


Рис. 2.2. Образи річних графіків місячного електроспоживання

впросторі двох перших головних компонента) група "міський транспорт": 1 - прогнозна точка; б) Група " сумарне електроспоживання": 2-прогнозна точка (помилка $\approx 6\%$); 3 - прогнозна точка (помилка $\approx 5\%$).

Як показано в [96], між споживанням електроенергії та температурою повітря є обернено пропорційна взаємозв'язок (рис. 23.), виняток можуть становити літні місяці при температурі повітря вище $+20^\circ\text{C}$, коли підвищення електроспоживання може бути пов'язане зі збільшенням кількості працюючих кондиціонерів. Внесення поправок до формули 2.3 дозволяє врахувати відхилення середньодобової температури повітря від сезонного температурного тренду [59], тоді прогнозна формула набуває вигляду:

$$\hat{W} = W \times k_{\theta},$$

де k_{θ} -поправочний коефіцієнт, що визначає вплив температурного фактора на добове споживання електроенергії, Ж-добове електроспоживання.

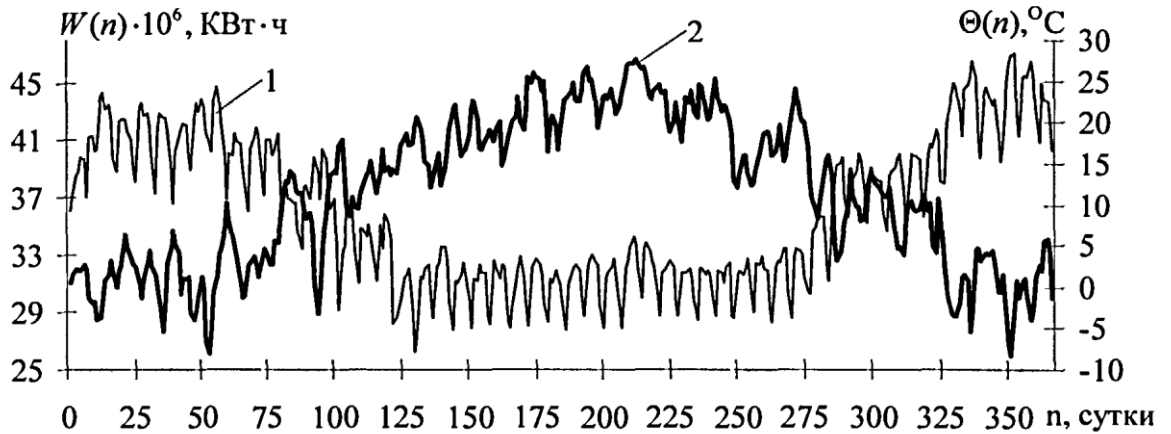


Рис. 2.3. Залежності добового електроспоживання $W(n)$ за 2004 рік і середньодобової температури повітря $\theta(n)$ від доби n

Для обліку залежності добового споживання від середньодобової температури $\theta_j^{(i)}$ (j визначає номер дня в i -му році) необхідно побудувати регресійні залежності $W^{(i)} = j(\theta^{(i)})$. На рис. 2.4. показана залежність $W^{(i)} = \varphi(\theta^{(i)})$. за 2004 р., з якої видно, що в області високих температур ($\theta > 20^\circ\text{C}$) проявляється слабка тенденція підвищення електроспоживання з ростом температури.

В табл. 2.1. наведено результати узагальненого аналізу графіків залежності добового електроспоживання від середньодобової температури за період з 1996-2004 Р. Р. досліджено такі величини:

а) δ -середньоквадратична помилка наближення лінії регресії до точкових експериментальними даними, δ обчислюється за формулою аналогічною 1.4:

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (W(\theta_i) - \tilde{W}_i(\theta))^2}{N}},$$

де $W(\theta_i)$ - значення лінійної регресійної функції при температурі θ_i , $\tilde{W}_i(\theta)$ значення точкових експериментальних даних, N -кількість членів досліджуваного ряду ($N=365$).

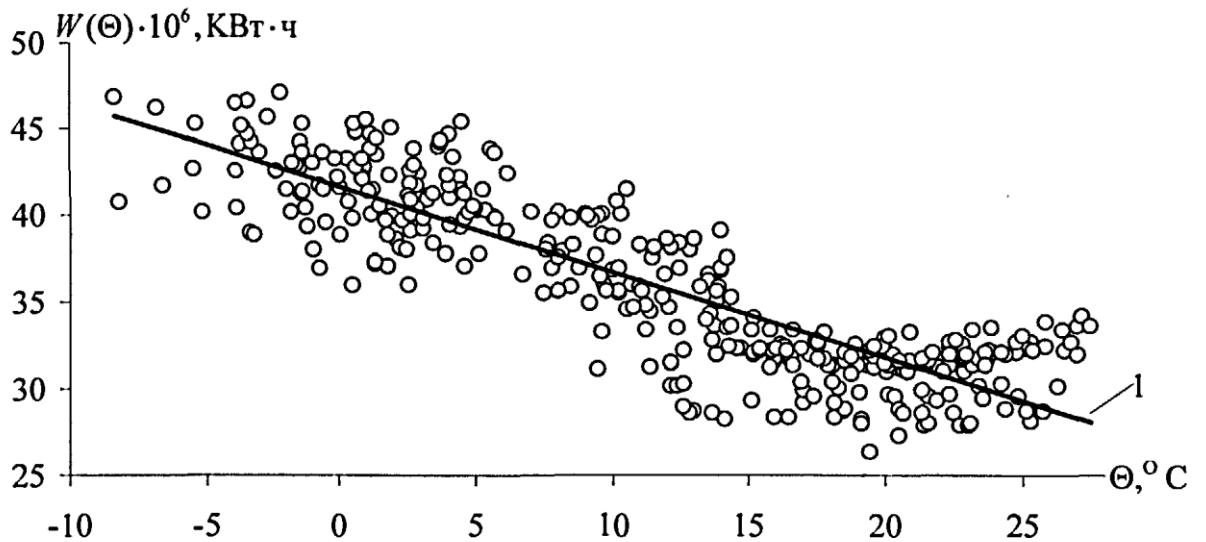


Рис. 2.4. Залежність добового електроспоживання $W(\theta)$ від середньодобової температури повітря θ за 2004р: 1-лінійна регресійна залежність: $W(\theta) = -491,11 \theta + 41597,67$

б) рівняння регресії в аналітичному вигляді:

$$W(\theta) \approx a_1 \theta + a_0;$$

в) a -угол между линией регрессионной зависимости и положительным лучом оси абсцисс:

$$a = \arctg(a_1),$$

де a_1 -коефіцієнт пропорційності для функції виду 2.6.

г) r^2 -коефіцієнт детермінованості ($0 \leq r \leq 1$):

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (W(\theta_i) - \tilde{W}_i(\theta))^2}{\sum_{i=1}^N (\tilde{W}_i(\theta) - \tilde{W}_{\text{cp}}(\theta))^2},$$

де N - кількість членів у досліджуваному ряді ($N = 365$), $\tilde{W}_i(\theta)$ - i - е значення ряду, $W(\theta_i)$ -значення функції регресії при θ_i , $\tilde{W}_{cp}(\theta)$ – середнє значення точкових експериментальних даних, $\sum_{i=1}^N (W(\theta_i) - \tilde{W}_i(\theta))^2$ точна сума квадратів, $\sum_{i=1}^N (\tilde{W}_i(\theta) - \tilde{W}_{cp}(\theta))^2$ -загальна сума квадратів. Чим менше залишкова сума квадратів, тим більше значення коефіцієнта детермінації r^2 , який показує, наскільки добре рівняння, отримане за допомогою рефесійного аналізу, пояснює взаємозв'язки між змінними.

Проаналізуємо коефіцієнти a_0 і a_1 , регресійної залежності в відповідно до 2.6. Постійний коефіцієнт a_0 з 1996 по 1998 р. зменшується, а починаючи з 1999 по 2004 р. збільшується, що відповідає загальним тенденціям розвитку економіки (спад до 1998 р. і підйом, починаючи з зими 1999 р.).

Як видно з таблиці 2.1., $90,09 \leq a \leq 90,12$, і в першому наближенні кут α (а значить і коефіцієнт a_0 , від якого, у відповідність з формулою 2.7, залежить а) можна вважати постійною величиною. Така властивість свідчить про однакову ступінь залежності величини добового споживання електроенергії W від температури повітря θ принаймні за останні вісім років [76]. Оцінка середньоквадратичної помилки δ показує, що застосування лінійної регресії для оцінки тенденції зміни функції $W(\theta)$ поряд з достоїнствами (наочність, можливість обчислити коефіцієнт пропорційності a і коефіцієнт детермінації r), має істотний недолік-велику похибку ($\approx 12\%$), хоча інтервал, в який потрапляють значення r^2 ($0,69 \leq r^2 \leq 0,79$), вказує на сильну корельованість експериментальних даних і відповідних ліній регресії.

Таблиця 2.1.

Аналіз залежності величини добового електроспоживання від середньодобової температури повітря за період з 1996 по 2004 р. р.

Год	δ	Уравнение линейной регрессии	$\alpha,^\circ$	r^2
1996	3199 (11,9%)	$W(\Theta) = -570,87\Theta + 42201,01$	90,11	0,71
1997	2172 (9,10%)	$W(\Theta) = -573,24\Theta + 40962,92$	90,10	0,79
1998	3169 (12,27%)	$W(\Theta) = -597,78\Theta + 38079,16$	90,10	0,69
1999	2702 (10,94%)	$W(\Theta) = -497,78\Theta + 38853,44$	90,12	0,74
2000	2302 (10,94%)	$W(\Theta) = -536,40\Theta + 41582,13$	90,11	0,74
2001	2653 (12,57%)	$W(\Theta) = -505,51\Theta + 41713,61$	90,12	0,68
2002	2451 (10,24%)	$W(\Theta) = -500,75\Theta + 41830,32$	90,12	0,76
2003	2308 (10,05%)	$W(\Theta) = -503,08\Theta + 42043,62$	90,12	0,78
2004	2247 (10,74%)	$W(\Theta) = -491,11\Theta + 41597,67$	90,12	0,75

Через високу похибку, лінійна регресійна залежність має для даної функції $W(\theta)$ обмежене застосування і повинна застосовуватися поряд з побудовою більш точних моделей, заснованих, наприклад, на поліномах більш високого порядку або на сплайнах. Аналіз залежності споживаної електроенергії від середньодобової температури наводиться в [49], де запропоновано наступне рівняння регресійної залежності:

$$W(\theta) = \frac{a \times \left(\arctg \left[\frac{\theta - b}{c} \right] + \frac{\pi}{2} \right)}{\pi} + d,$$

де a , b , c і d -константа.

Середньодобова температура повітря є, безумовно, важливим фактором, що впливає на електроспоживання (це впливає зі значень коефіцієнта детермінованості r^2), однак, не єдиним. На величину $W(t)$ впливає також тривалість світлового дня (рис. 2.5).

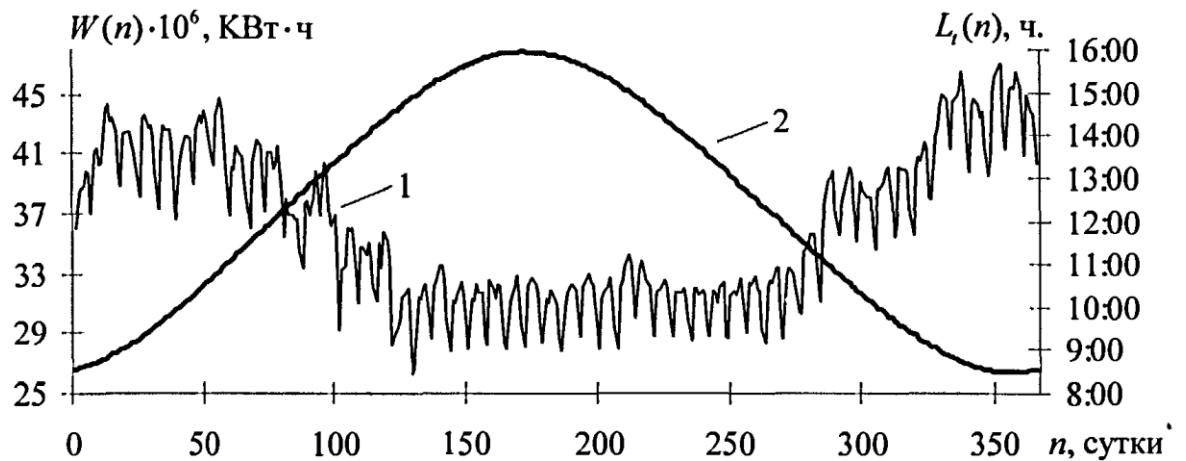


Рис 2.5. Залежність добового електроспоживання за 2019 рік від довжини світлового дня: 1-графік електроспоживання $W(n)$; 2-графік довжини світлового дня $L_t(n)$.

На рис. 2.6, а і б показані добові графіки електричного навантаження з однаковою середньодобовою температурою з 19.11.2003 р. по 25.11.2003 р. (+5 С°) і с 22.04.2004 р.по 28.04.2004 р. (+14С°) відповідно. Так як періоди, досліджуваних графіків, що не перевищують тиждень, то можна знехтувати впливом тривалості світлового дня на електроспоживання: різниця в довжині світлого часу доби між 19 листопада і 25 листопада становить 14 хвилин, між 21 квітня і 27 квітня -10 хвилин. На рис. 2.6, а видно суттєва різниця між графіками: як за рівнем часових значень $P_{ij} = 1,2,3; j = 0..23$, так і за формою графіків, хоча всі вони відносяться до одного і тому ж типу: робоча доба. Аналіз таблиці 2.2 показує, що різниця в значеннях P_{ij} може досягати 15,5%. Причому, відмінності послідовно йдуть добових графіків (19.11.2003 і 20.11.2004) можуть бути більше ($\delta_{W(t)}=4,96\%$), ніж у графіків з різницею в тиждень ($\delta_{W(t)}=2,34\%$). З іншого боку, аналіз графіків на рис. 2.6, б і таблиці 2.3 показує, що представлені графіки схожі за формою, відносно відхилення по всьому графікам $\delta_{W(t)}$ не перевищує 3,5% і 5,5% локально в точці. Однак і в цьому випадку спостерігається нічим не зрозуміле підвищення рівня електричного навантаження при одній і тій же температурі повітря (P_6 по порівнянні з P_5 і P_4).

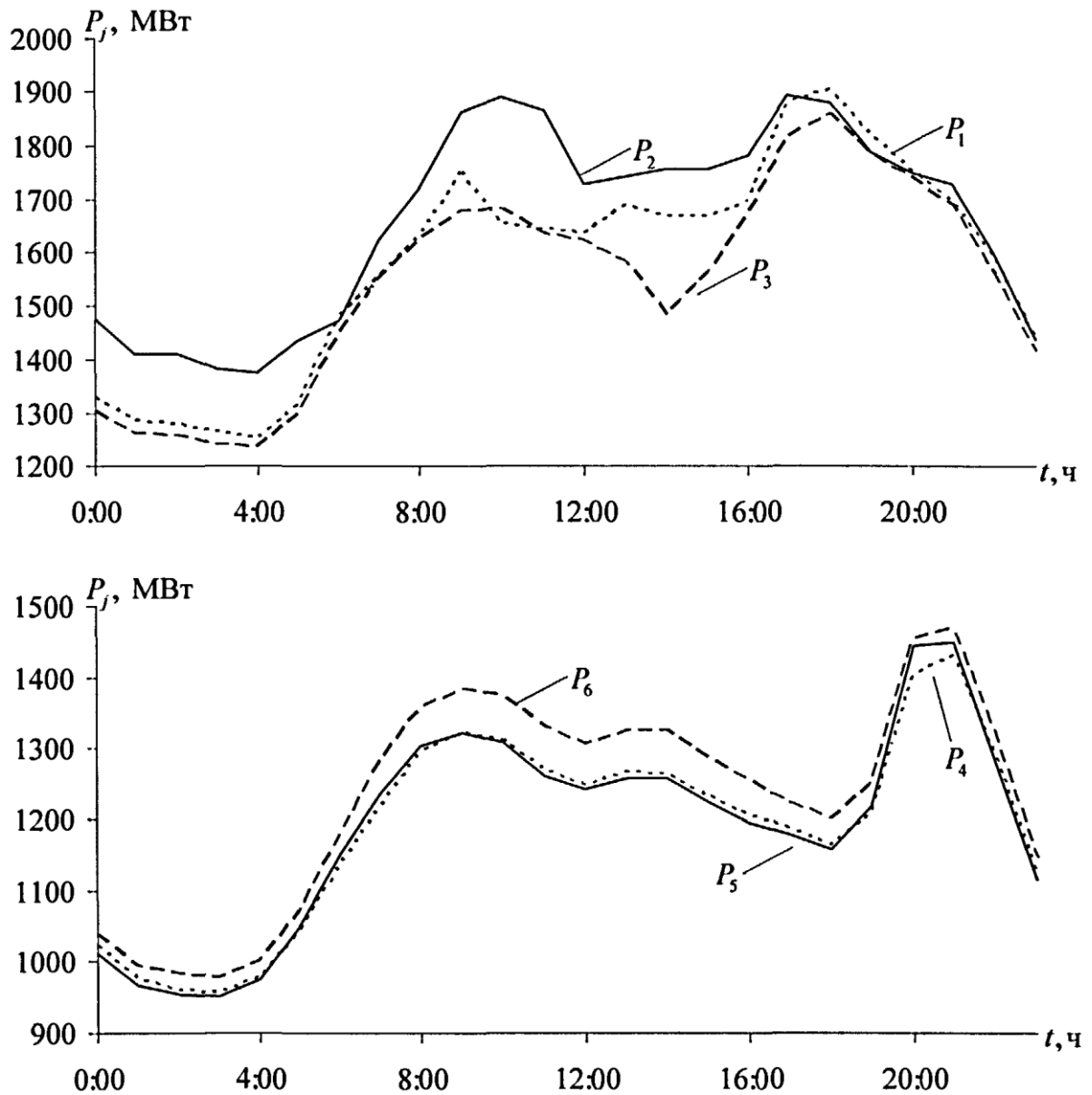


Рис. 2.6. Добові графіки електричного навантаження

Все вище сказане показує, що крім середньодобової температури повітря і тривалості світлового дня для адекватного моделювання необхідно враховувати і інші фактори, наприклад, освітленість. Тоді формулу 2.5 можна переписати в узагальненому вигляді:

$$\tilde{W} = W \times \prod_{i=1}^m k_i,$$

де k_i - поправочний коефіцієнт, значення якого залежить від i - го зовнішнього фактора, $i = 1...m$, w -кількість враховуються в моделі зовнішніх факторів.

Таблиця 2.2.

Відносні відхилення значень потужностей за період з 19.11.2018 по 25.11.2018

j , ч.	$\delta_{P_1, P_2, j}$, %	$\delta_{P_1, P_3, j}$, %	$\delta_{P_2, P_3, j}$, %
0:00	11,22	2,03	11,92
1:00	10,73	1,95	10,64
2:00	10,26	2,72	11,87
3:00	9,26	2,82	10,14
4:00	10,75	1,12	9,91
5:00	9,38	1,37	9,83
6:00	0,61	2,16	1,56
7:00	4,57	0,39	4,74
8:00	5,58	0,61	5,87
9:00	6,34	4,11	9,83
10:00	14,35	1,76	11,01
11:00	13,44	0,55	12,33
12:00	6,62	0,98	6,25
13:00	3,14	6,39	9,24
14:00	5,22	10,98	15,5
15:00	5,09	6,41	10,95
16:00	5,07	1,65	6,40
17:00	1,74	3,40	4,12
18:00	1,31	2,26	0,96
19:00	1,70	1,98	0,28
20:00	0,23	0,74	0,51
21:00	1,83	0,35	2,14
22:00	0,44	1,64	2,07
23:00	0,35	1,80	1,46
$\delta_{W(t)}$	4,96	2,34	6,96

Таблиця 2.3.

Відносні відхилення значень потужностей за період з 19.11.2019 по 25.11.2019

j , ч.	$\delta_{P_{4j}, P_{5j}}$, %	$\delta_{P_{4j}, P_{6j}}$, %	$\delta_{P_{5j}, P_{6j}}$, %
0:00	1,08	1,66	2,77
1:00	0,82	1,95	2,80
2:00	0,63	2,29	2,94
3:00	0,52	2,30	2,84
4:00	0,10	2,46	2,56
5:00	0,67	2,68	2,00
6:00	1,59	3,96	2,34
7:00	1,48	5,42	3,88
8:00	0,54	4,71	4,14
9:00	0,08	4,62	4,54
10:00	0,23	4,73	4,97
11:00	0,55	4,89	5,47
12:00	0,56	4,64	5,23
13:00	0,63	4,58	5,24
14:00	0,55	4,66	5,25
15:00	0,73	4,22	4,98
16:00	0,66	4,24	4,93
17:00	0,67	3,20	3,90
18:00	0,60	3,18	3,80
19:00	0,91	3,48	2,54
20:00	2,78	3,56	0,76
21:00	1,26	2,51	1,24
22:00	0,54	2,33	2,89
23:00	0,71	2,23	2,96
$\delta_{W(t)}$	0,03	3,60	3,56

Для збільшення точності прогнозування добових графіків потрібно враховувати тип прогнозованої доби [60, 74]. Аналіз різних способів клас з

урахуванням типів добових графіків показав, що найкраще поділ їх за типами дає класифікація в просторі головних компонент [96]. На рис. 2.7. наведено приклад такого поділу для добових графіків за 2019р. регресійні залежності мають наступний вигляд: робочі дні: $F_2 = 0,35F_1 - 53,61$, вихідні дні: $F_2 = 0,39F_1 + 27,92$.

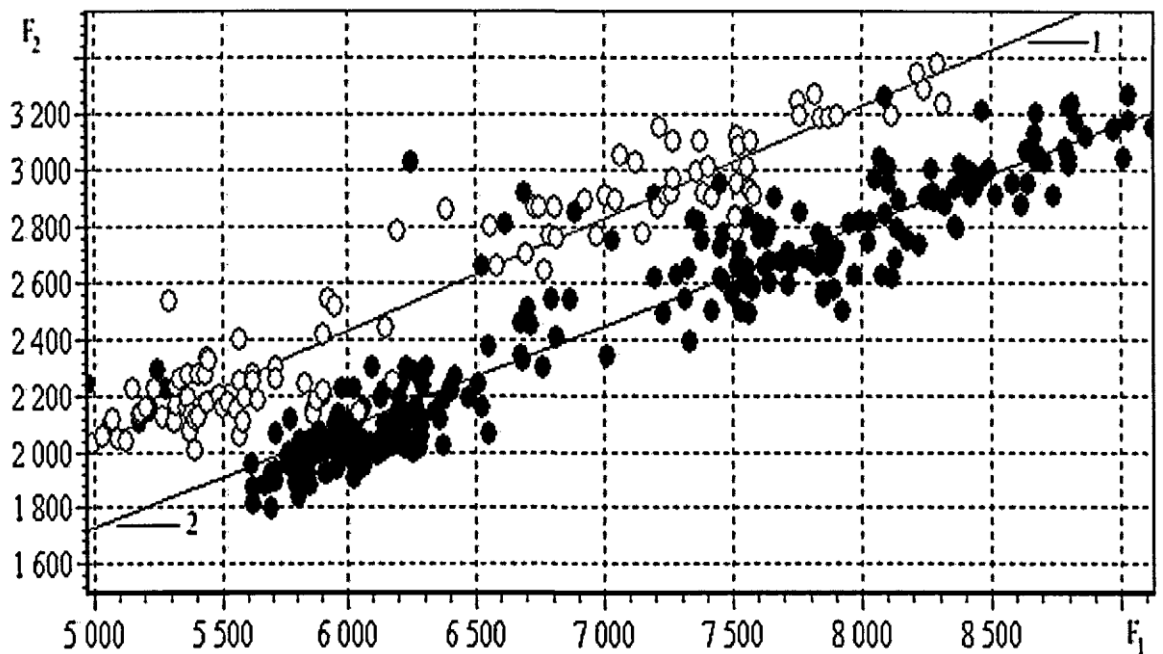


Рис.2.7. Образи добових графіків потужності $P(t)$ енергосистеми за 2019р. у просторі перших двох головних компонент і прямі лінійної регресії для робочих і вихідних днів • * - робочі дні; о-вихідні дні;

1-функція лінійної регресії для робочих днів;

2-функція лінійної регресії для вихідних днів

По положенню точки на площині головних компонент можна судити про її типу. Дізнавшись тип точки, і, спираючись на побудовані лінії регресії, будується прогноз f_{1j} і f_{2j} для j -го прогнозного дня, а потім і відповідного СГЕН- P_j . Метод головних компонент є невід'ємною частиною методу сингулярного спектрального аналізу (Singular Spectrum Analysis-SSA), на базі якого побудовано дослідження дисертаційної роботи. Наведемо детальне його

опис, так як метод SSA запропонований для вирішення завдання прогнозування СГЕН вперше.

2.3. Аналіз часових рядів електроспоживання з метою вибору цілочисельного параметра сингулярного розкладання

Проілюструємо методику застосування методу SSA на прикладі аналізу часового ряду погодинного електроспоживання Z_n в регіональній енергосистемі за період з 1 по 15 листопада 2019 р., який складено з послідовно взятих значень потужності навантаження при погодинних вимірах на протягом 15 діб. Довжина ряду в цьому випадку $N = 360$ (рис. 2.13).

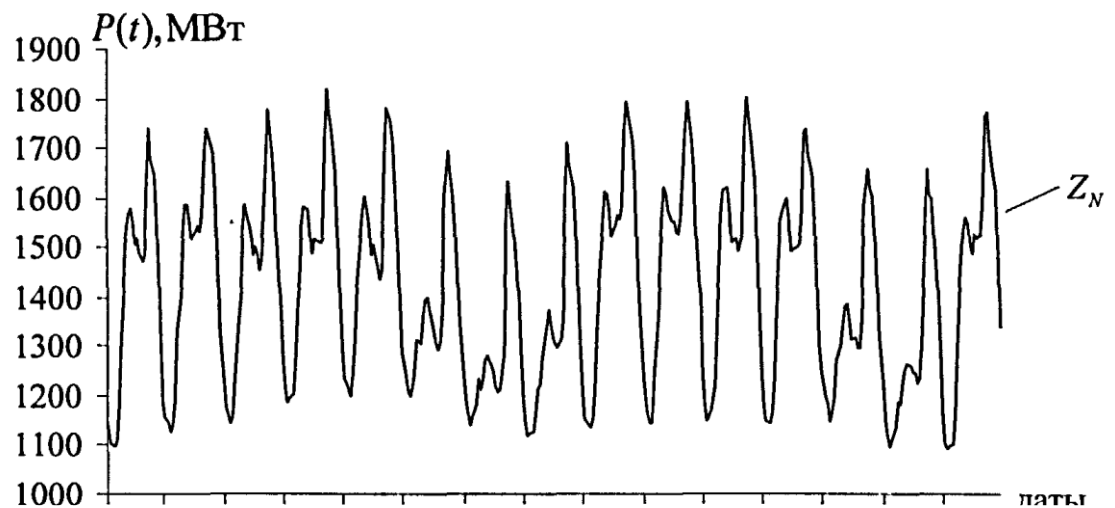


Рис. 2.13. Графік вихідного ряду погодинного електроспоживання Z_n , за період з 1 листопада 2019 р. по 15 листопада 2019 р.

Основні визначення, введені при викладі теоретичних аспектів методу SSA (параграф 2.3), будуть пояснюватися відповідними графіками. Поставимо завдання пошуку розкладання ряду Z_n на три ряди-неперіодичний тренд $Z_n^{(T)}$ гармонійні коливання $Z_n^{(K)}$ і випадковий процес $Z_n^{(C)}$.

На рис. 2.14. представлені основні етапи такого дослідження.

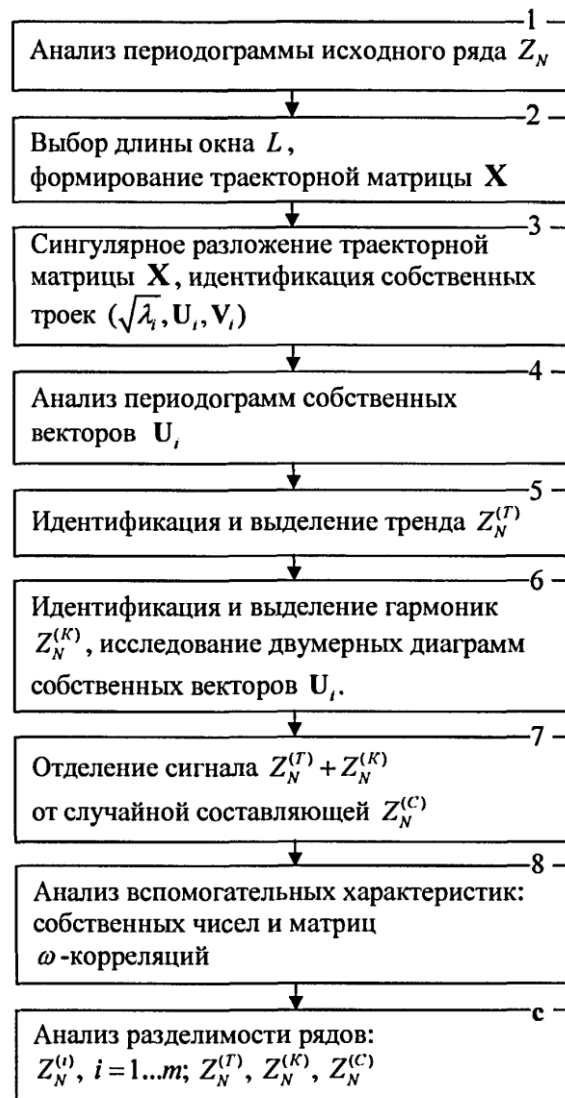


Рис. 2.14. Алгоритм дослідження часового методом сингулярного спектрального аналізу

Визначимо кореляційну функцію часового ряду часових значень потужності за період з 01.11.2019 р. по 30.11.2019 р., для цього з вихідного часового ряду, представленого на рис. 2.14 б, віднімається сезонна трендова складова, отримана за методом SSA (докладний опис застосування методу SSA для тимчасового ряду електроспоживання, наведено далі), при довжині вікна $L = 168$, тобто рівній тривалості тижня. При такому значенні L в тренді часового ряду P_i згладжується тижнева циклічність ряд.

На рис. 2.15 Показані тренди часового ряду, зображеного на рис. 2.16 б при довжинах вікон згладжування $L = 24$, $L = 48$, $L = 96$, $L = 168$ і $L = 192$. Із малюнка видно, що при згладжуванні з довжиною вікна менше 168 точок в тренді є тижневі коливання, а при довжині вікна рівній 168 і більше тижневі коливання згладжуються.

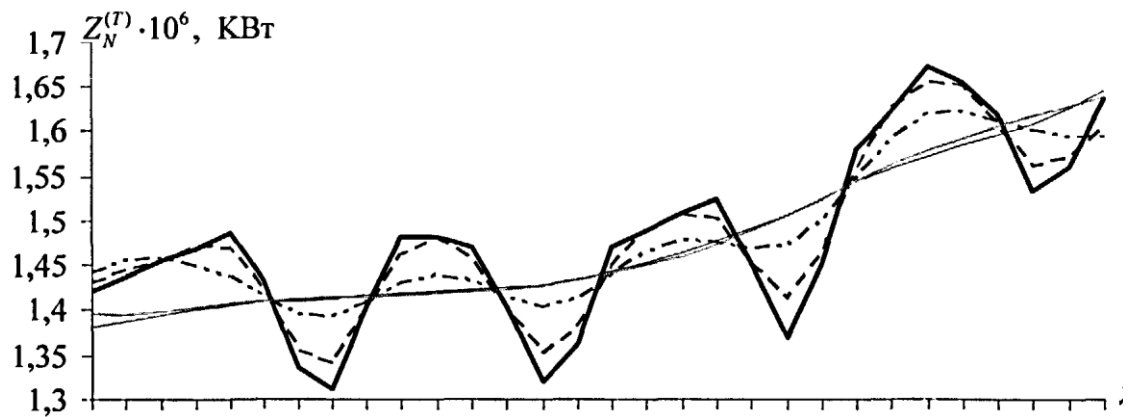


Рис. 2.15. Тренд місячного ряду електроспоживання при різних довжинах вікна L

2.4. Висновки по главі 2

Проведені у другому розділі дисертації дослідження призвели до наступних результат:

1. Досліджено загальні принципи застосування ортогональних розкладів для моделювання та прогнозування часових рядів електроспоживання.
2. Проаналізовано моделювання часових рядів на основі методу сингулярного спектрального аналізу.
3. Розглянуто основні визначення, умови та види роздільності рядів, що є важливою характеристикою етапу групування методу сингулярного спектрального аналізу.
4. Узагальнено основні принципи вибору оптимальних характеристик розкладання: довжини вікна і структурного параметра.

5. Досліджено ряд добового електроспоживання і зроблено вибір довжини вікна для моделювання за методом сингулярного спектрального аналізу.

ГЛАВА 3. МОДЕЛЮВАННЯ ТА КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ РЯДІВ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ МЕТОДОМ СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ

3.1. Аналіз рядів електроспоживання методом сингулярного спектрального аналізу

Продовжимо дослідження розкладання часового ряду електроспоживання за 15 діб (360 точок) за методом сингулярного спектрального аналізу (рис. 2.14), розпочате у другому розділі роботи.

Розглянемо результат сингулярного розкладання траєкторної матриці X ряду Z_n і проведемо ідентифікацію сингулярних трійок $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$. На рис. 3.1 і 3.2 зображені перші п'ять власних (лівих сингулярних) і факторних (правих сингулярних) вектора розкладання. Зауважимо, що власні вектори U_i , $i = 1 \dots 5$ мають більш регулярний вигляд у порівнянні з факторними V_i , які містять, наприклад, зміна амплітуди гармонійних компонент даного сингулярного розкладання.

У таблиці 3.1 наведено результати розрахунків періодофаммації векторів $\prod_{U_i}^{24} W^{U_i}$ для потужностей частот w^{U_i} , внесок яких у відновлення U_i - перевищує 1%. Якщо кількість таких частот для i - го власного вектора більше п'яти, то тоді у відповідному рядку стоїть три крапки і в дужках вказана кількість частот, внесок яких у власний вектор U_i , - також перевищує 1%.

Як видно з таблиці, внесок частот $w_1^{U_2} = w_2^{U_3} = \frac{1}{24}$ у відповідні власні вектори U_2 і U_3 становить 99,62%, подібна ситуація спостерігається для U_4 і U_5 і частот $w_1^{U_4} = w_1^{U_5} = \frac{1}{12}$ ($\approx 99\%$). Розглядаючи попарно інші вектори, можна побачити, що по процентному співвідношенню частоти $w_1^{U_i}$ йдуть послідовно парами або трійками: $w_1^{U_6} = w_1^{U_7} = \frac{1}{8}$;

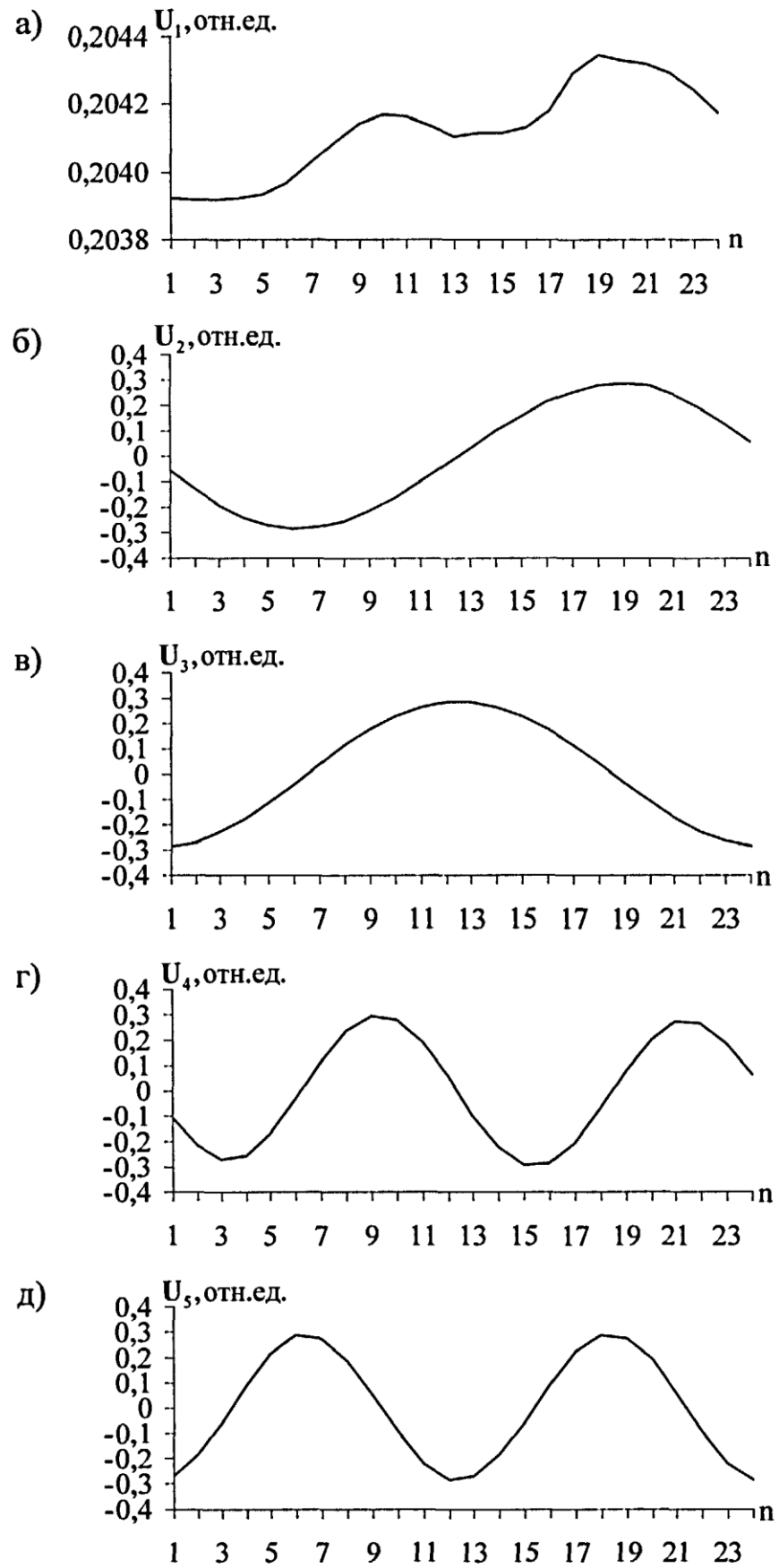


Рис. 3.1. Власні вектори сингулярного розкладання траєкторної матриці

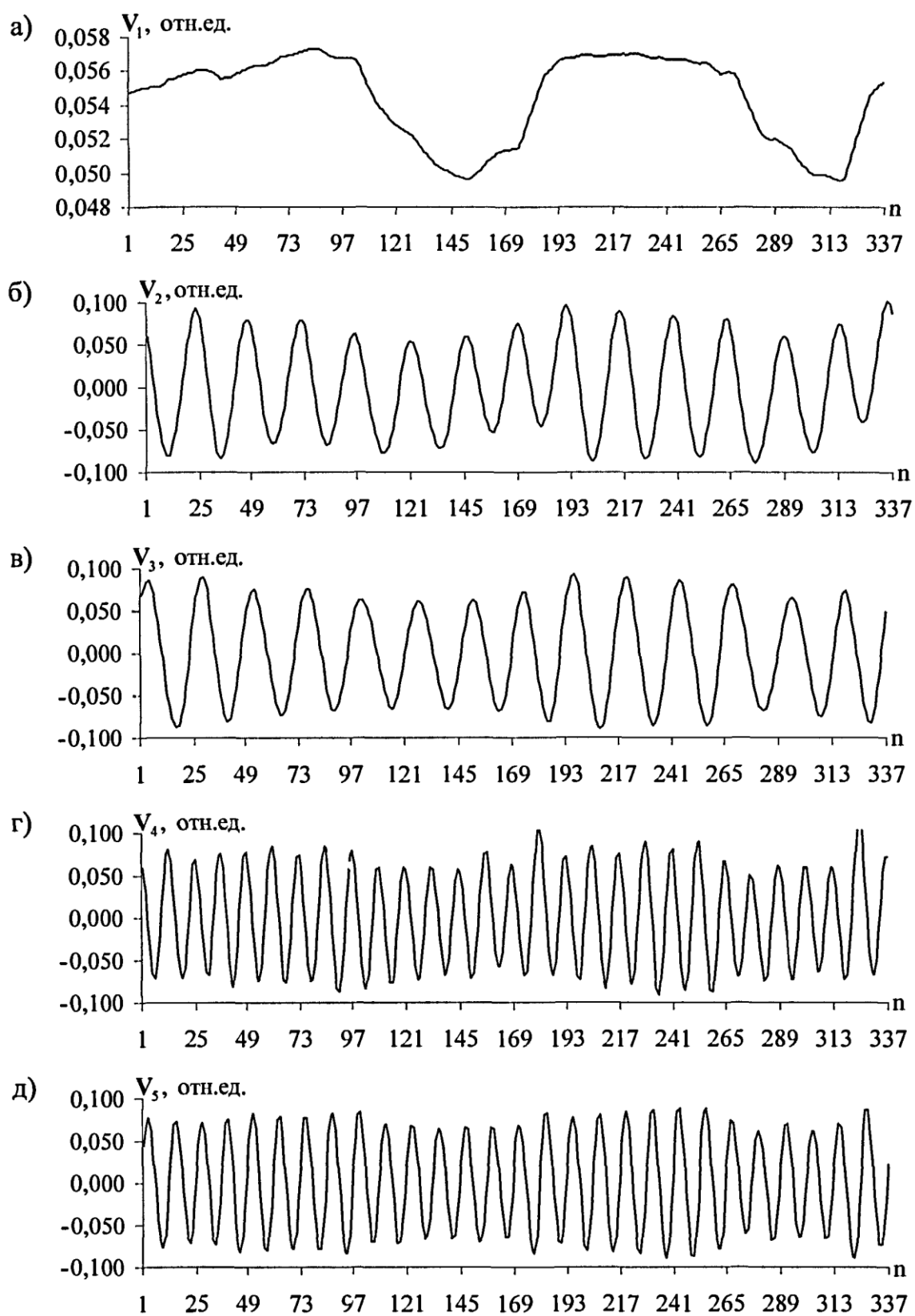


Рис. 3.2. Факторні вектори сингулярного розкладання траєкторної матриці

Проведемо ідентифікацію трендової складової $Z_N^{(T)}$ вихідного ряду Z_N . Сингулярні вектори: власний і факторний мають в цілому такий ж вид, як і компонента вихідного ряду, якій вони відповідають [23], тому для ідентифікації тренда на графіках сингулярних векторів (рис. 3.1 і 3.2) потрібно знайти повільно мінливі вектори. У нашому випадку це лише вектори, що відповідають першій сингулярній трійці $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$, тобто трендова складова ряду має розмірність одиниця. Трендова складова має великий внесок у досліджуваний ряд електроспоживання-98 %, тому від точності виділення тренда в чому залежить правильність виробленого в подальшому короткострокового прогноз. Необхідно відзначити, що випадок, коли трендової складової відповідає єдина сингулярна трійка, на практиці зустрічається не завжди: чим складніше форма тренда, тим більше його наближена розмірність, і тим більше число власних трійок йому відповідає.

Для визначення сингулярних трійок $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$, відповідних коливальної компоненті $Z_N^{(K)}$ досліджуємо двовимірні діаграми власних векторів U_i .

З рис. 3.1 випливає, що власні вектори $U_2 - U_3$ і $U_4 - U_5$ відповідають гармонійної складової $Z_N^{(K)}$ ряду Z_N , причому $w \neq \frac{1}{2}$, так як жоден з цих векторів не має пилкоподібної форми [23, 124]. Подальший дослідження будемо проводити з використанням двовимірних діаграм власних векторів (рис. 3.3), так як будь-які гармоніки з частотою породжують $w \neq \frac{1}{2}$ по дві сингулярні трійки $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$, в сингулярному розкладанні траєкторної матриці ряду Z_N .

На рис. 3.1 і 3.2 зображені тільки перші п'ять власних і факторних вектора сингулярного розкладання, вид інших власних ($U_6 - U_{24}$) векторів наведено в Додатку 1 (рис. П1.1). Так як найчастіше, власні числа, відповідні парним власним векторам мають близькі значення, то досить розглянути

двовимірні діаграми власних векторів сусідніх, упорядкованих за власними значеннями, сингулярних трійок $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$. На рис. 3.3 представлені двовимірні діаграми перших п'яти власних векторів сингулярного розкладання (інші двовимірні діаграми наведені в Додатку 1(рис . П1.2)). На малюнку можна розрізнити регулярні двовимірні зображення, що утворюють двовимірні траєкторії з вершинами, що лежать на окружності, для $U_2 - U_3$ і вершинами, що належать кривій, що має спіралеподібну форму, для $U_4 - U_5$. Зміна траєкторії руху точок власних векторів $U_4 - U_5$ на двовимірній діаграмі показує, що ця пара породжена модульованою гармонійною компонентою вихідного ряду Z_N . Зауважимо, що можна проводити дослідження двовимірних діаграм не тільки за власними векторам, а й за факторними (рис. 3.4).

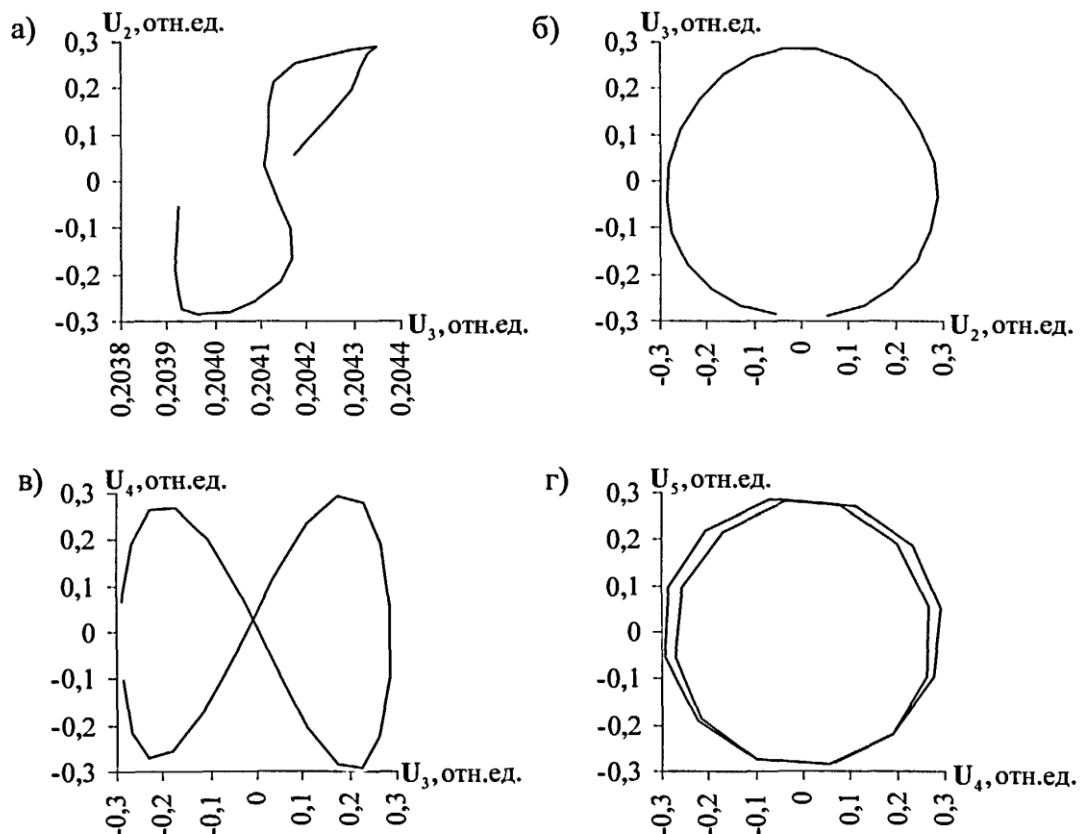


Рис. 3.3. Власні вектори сингулярного розкладання траєкторної матриці(двовимірні діаграми)

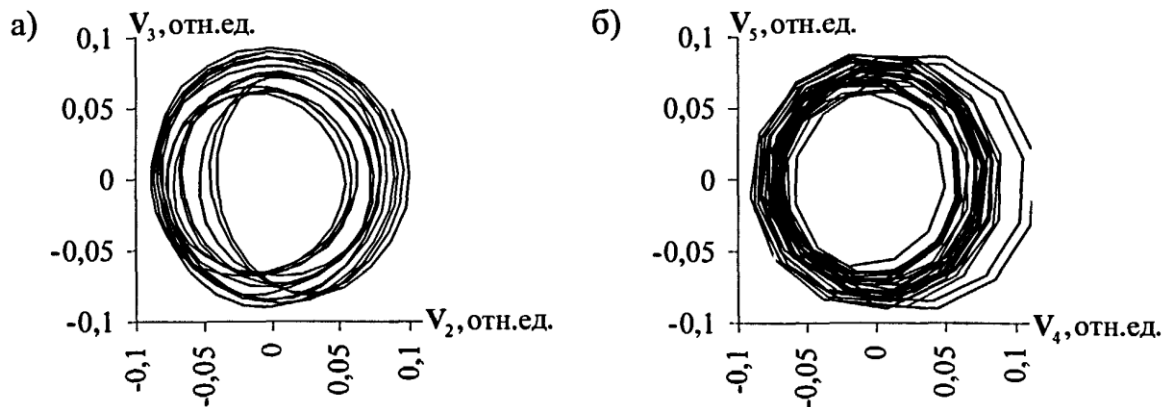


Рис. 3.4. Факторні вектори сингулярного розкладання траєкторної матриці (двовимірні діаграми)

Часто аналіз факторних векторів дає важливу додаткову інформацію про властивості розкладається ряду. Так, наприклад, на рис. 3.4 видно, що гармоніка відповідна власним векторам U_2 і U_3 , є модульованою, незважаючи на те, що двовірна діаграма власних векторів такої інформації не дає через їх малої довжини в порівнянні з факторними: довжина власного вектора U_i - 24, довжина факторного вектора V_i - 337.

Відокремимо сигнал $Z_N^{(T)} + Z_N^{(K)}$ від випадкової складової $Z_N^{(C)}$ ряду Z_N . По-перше, нерегулярна поведінка сингулярних векторів, як було сказано раніше, може говорити про приналежність їх до набору, породженому випадковою компонентою $Z_N^{(C)}$. По-друге, повільне, майже без стрибків, спадання власних значень λ_i також говорить про це [23, 129]. В-третьох, великий набір власних трійок, що породжують корельовані один з іншому відновлені компоненти, швидше за все, відноситься до випадкової складової, тому виникає необхідність перевірки елементарних відновлених рядів $Z_N^{(i)}$, $i = 1 \dots m$ на коррелированность. Найпростішим способом для цього є побудова матриць коефіцієнтів p_w - кореляцій між елементарними відновленими рядами $Z_N^{(i)}$, $i = 1 \dots m$, так і між сигналом $Z_N^{(T)} + Z_N^{(K)}$ і випадковою складовою $Z_N^{(C)}$ ряду

Z_N . Відзначимо, що нерегулярна поведінка U_i і V_i може бути пов'язана зі змішуванням компонент, породженим відсутністю сильної роздільності рядів $Z_N^{(i)}$, $i = 1 \dots m$, і, як наслідок, рядів $Z_N^{(T)}$, $Z_N^{(K)}$ і $Z_N^{(C)}$ або $Z_N^{(T)} + Z_N^{(K)}$ і $Z_N^{(C)}$, тому важливо провести також аналіз роздільності рядів.

В ідентифікації власних трійок може допомогти додаткова інформація, що отримується при дослідженні ряду Z_N : аналіз розподілу власних чисел і матриці w- кореляцій, побудовані або за елементарними рядами $Z_N^{(i)}$, $i = 1 \dots m$, або за їх адитивними об'єднаннями.

На рис. 3.8 представлений графік логарифмів власних значень λ_i , $i = 1 \dots 24$, А таблиця 3.2 дає інформацію про внесок кожної сингулярної трійки (який визначається величиною i -го сингулярного числа $\sqrt{\lambda_i}$) В процес відновлення ряду.

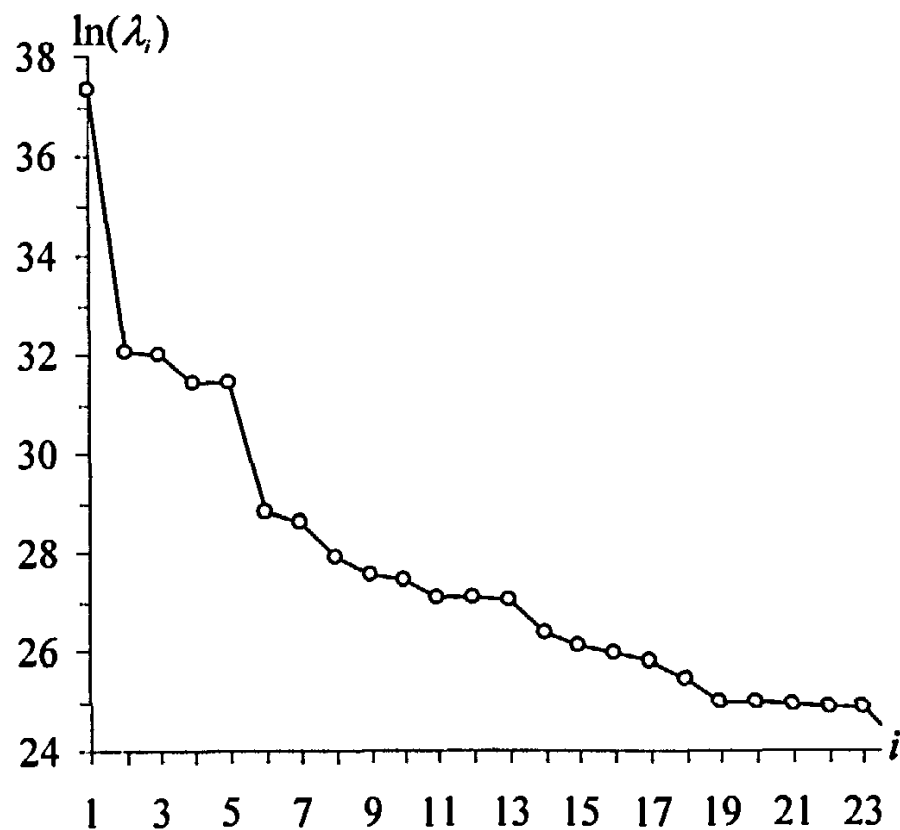


Рис. 3.5. Власні числа сингулярного розкладання траєкторної матриці
($\lambda_i = 0$)

Таблиця 3.2

Власні числа сингулярного розкладання (з вкладом в ряд більше 0,01%)

λ_i	Значение	Вклад
λ_1	$1,63 \cdot 10^{16}$	98,43%
λ_2	$8,14 \cdot 10^{13}$	0,49%
λ_3	$7,78 \cdot 10^{13}$	0,48%
λ_4	$4,5 \cdot 10^{13}$	0,27%
λ_5	$4,39 \cdot 10^{13}$	0,27%
λ_6	$3,22 \cdot 10^{12}$	0,02%
λ_7	$2,76 \cdot 10^{12}$	0,02%

На графіку власних значень видно дві "сходинки", відповідні λ_2 – λ_3 і λ_4 – λ_5 що підтверджує наше припущення про наявність в ряду двох пар гармонійних компонент (див. 3.3, б, г), більше на графіку яскраво виражених парних плато не виявлено, що означає, Що інших парних гармонійних складових в ряді Z_N немає. Крім того, на рис. 3.5 спостерігаються два стрибки: між значеннями $(i = 1) - (i = 2)$ і $(i = 5) - (i = 6)$, які відокремлюють трендову складову ряду від гармонійної і гармонійну від випадкової. Причому частина графіка, віднесена до випадкової складової, породжує, в порівнянні з частиною, що відповідає сигналу, повільно спадаючу послідовність значень, що добре узгоджується з теорією роздільності рядів [23,124, 129].

Іншим корисним засобом ідентифікації власних трійок є матриця w-кореляцій (параграф 2.3) між відновленими компонентами ряду. На рис. 3.6 представлені перші п'ять відновлених окремо по кожній власній трійці, елементарних ряду $z_N^{(i)}$, $i = 1 \dots 5$. Далі на рис. 3.7 наведена матриця w-кореляцій, яка підтверджує проведену вище ідентифікацію сингулярних

трійок тим, що всередині пари, породженої гармонійними складовими, w - кореляція висока (темні комірки матриці), А між парами і трендової складової - близька до нуля (світлі осередки матриці). Крім того, темні осередки матриці відповідають клітинам, де відображена w - кореляція елементарного ряду з самимт себе. Природно, що в цьому випадку значення w -кореляції одно одиниця.

Елементарні відновлені ряди, відповідні сингулярним трійкам з 8 по 14, з 14 по 18 і з 18 по 24, утворюють три строкатих блоку, т. к. для цих складових кореляція між $Z_N^{(i)}, i = 8...24$ висока. Таким чином, припущення про приналежність цих рядів до випадкової складової ряду Z_N підтверджується [23, 129]. Залишається питання, до якої складової віднести шосту і сьому сингулярні трійки. З рис. 3.7 слід, що $(\sqrt{\lambda_6}, U_6, V_6)$ і $(\sqrt{\lambda_7}, U_7, V_7)$ добре відокремлені від випадкової складової. Але аналіз періодограм власних векторів U_6 і U_7 (Таблиця 3.1) вказує на змішання частот U_6 по відношенню до U_7 , що не дозволяє нам зарахувати ці сингулярні трійки до коливальної складової $Z_N^{(K)}$ ряду Z_N , тому віднесемо шосту і сьому сингулярні трійки до випадкової складової $Z_N^{(C)}$.

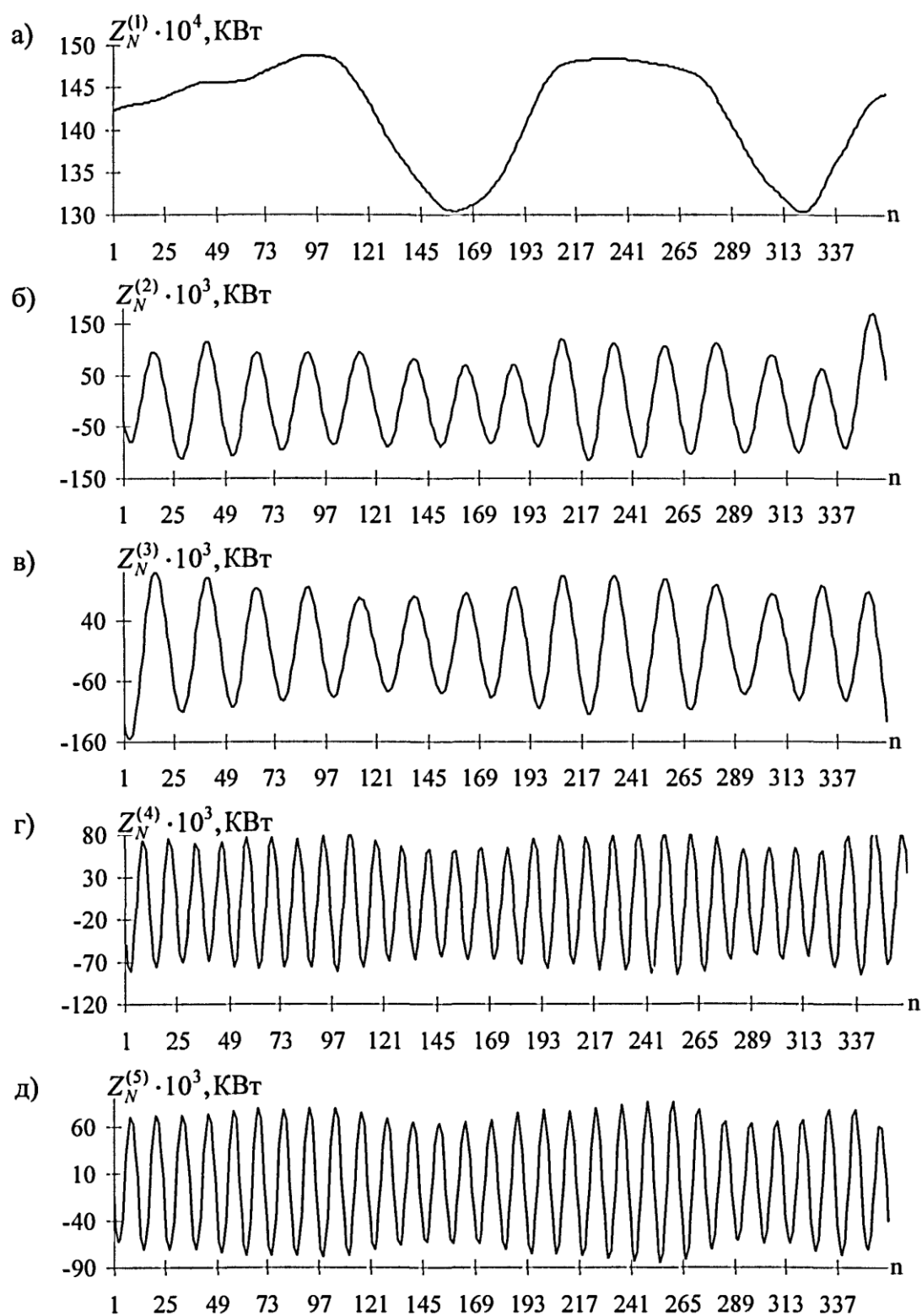


Рис. 3.6. Відновлені елементарні ряди (SSA)

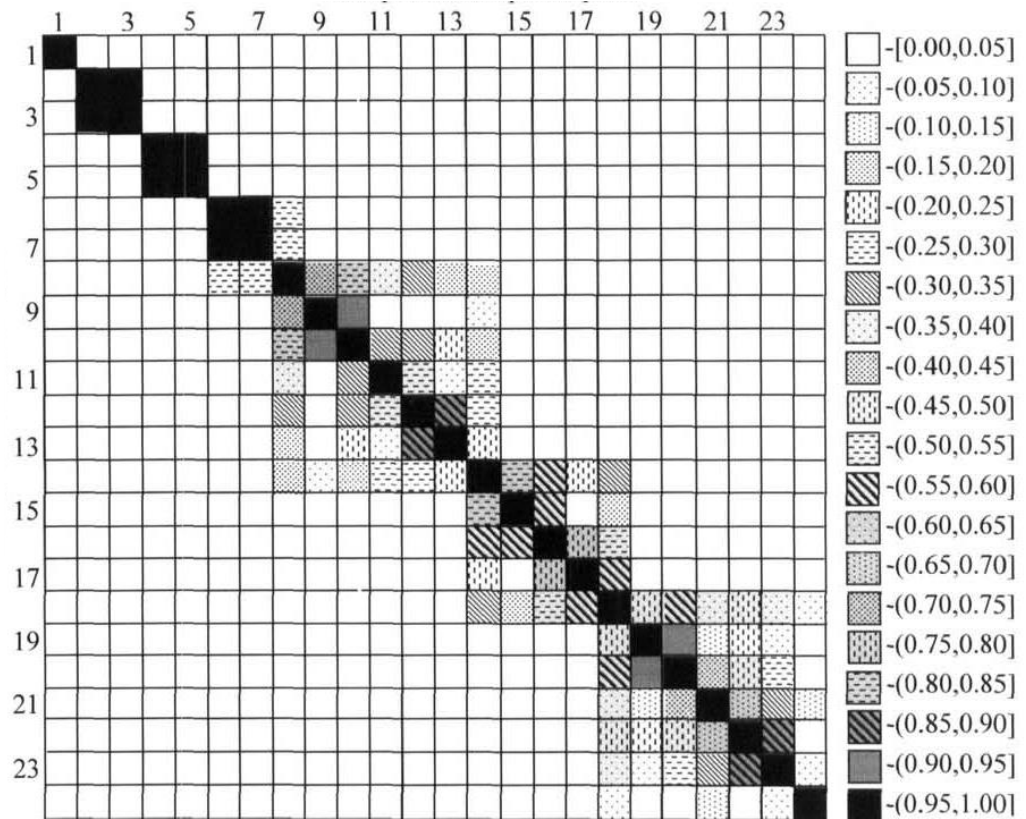


Рис. 3.7. Матриця коефіцієнтів p_w - кореляцій елементарних відновлених рядів

На рис. 3.8 представлено розкладання вихідного ряду Z_N на три компоненти: трендову $Z_N^{(T)}$, коливальну $Z_N^{(K)}$ і випадкову $Z_N^{(C)}$ складаю, де $Z_N^{(T)} = Z_N^{(i)}$; $Z_N^{(K)} = \sum_{i=2}^5 Z_N^{(K)}$; $Z_N^{(C)} = \sum_{i=6}^{24} Z_N^{(i)}$, яке дає рішення поставленої на початку параграфа задачі побудови розкладання вихідного ряду Z_N , на інтерпретовані адитивні компоненти.

Таблиця 3.3 містить значення \hat{Y}_t - кореляцій між зображеними на рис. 3.8 рядами. Аналіз w-кореляцій можна також провести для перевірки правильності відділення сигналу $Z_N^{(T)} + Z_N^{(K)}$ від випадкової складової $Z_N^{(C)}$ (таблиця 3.4). Як видно з таблиць, застосування методу SSA дозволило досягти поділу вихідного ряду Z_N , на практично некорельовані складова.

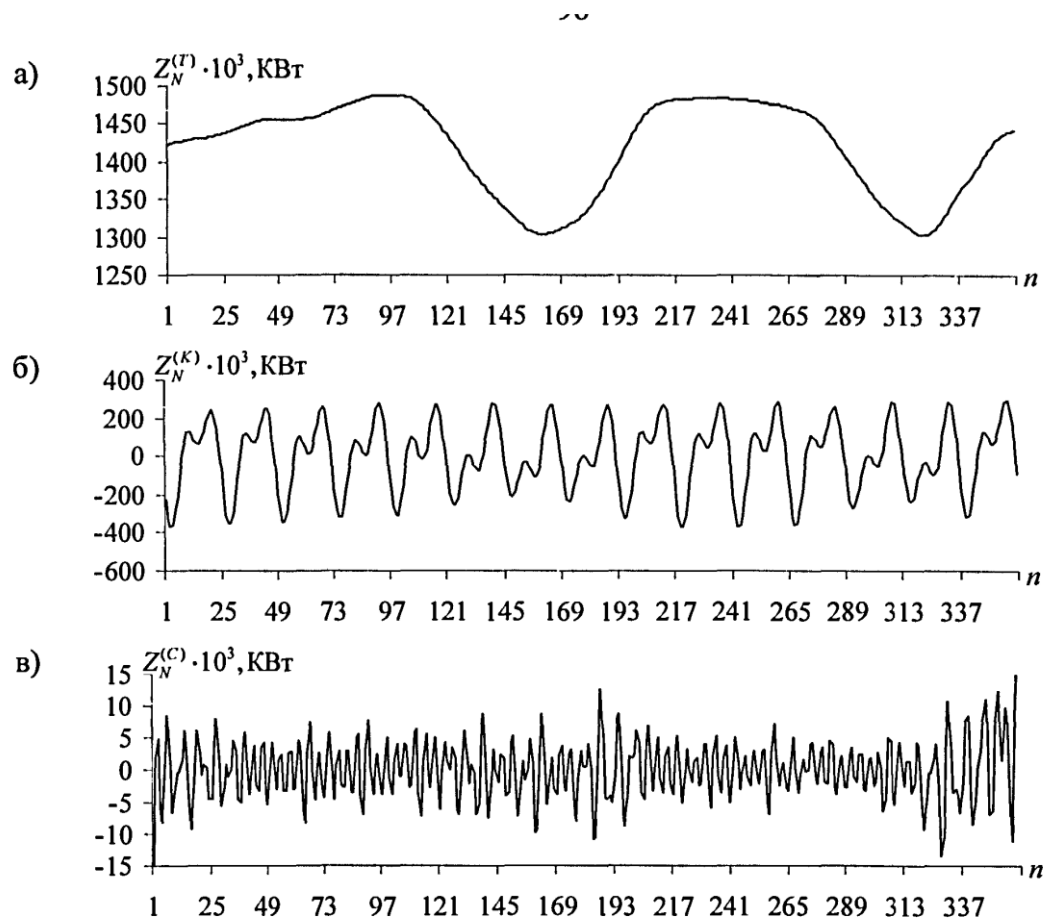


Рис. 3.8. Розкладання ряду Z_N на складові: а) трендова складова $Z_N^{(T)}$; б) коливальна складова $Z_N^{(K)}$; в) випадкова складова $Z_N^{(C)}$.

Таблиця 3.3

w - кореляції для розкладання ряду на тренд, коливальну і випадкову складові

	$Z_N^{(T)}$	$Z_N^{(K)}$	$Z_N^{(C)}$
$Z_N^{(T)}$	1,0000	0,0136	0,0016
$Z_N^{(K)}$	0,0136	1,0000	0,0016
$Z_N^{(C)}$	0,0016	0,0016	1,0000

Таблиця 3.4

w- кореляції для розкладання ряду на сигнал і випадкову складова

	$Z_N^{(T)} + Z_N^{(K)}$	$Z_N^{(C)}$
$Z_N^{(T)} + Z_N^{(K)}$	1,0000	0,0019
$Z_N^{(C)}$	0,0019	1,0000

Проаналізуємо роздільність рядів: $Z_N^{(i)}$, $i = 1...m$; $Z_N^{(T)}, Z_N^{(K)}, Z_N^{(III)}$; $Z_N^{(T)} + Z_N^{(K)}, Z_N^{(III)}$. При аналізі вихідного часового ряду Z_N нам не довелося зіткнутися з проблемою перемішування компонент ряду, тобто з проблемою відсутності сильної роздільності, викликаній близькими власними числами (вагами), відповідними різним компонентам. Якщо б це було не так, то вирішенням цієї проблеми могло стати зміна довжини вікна L і (або) довжини досліджуваного ряду N . У будь-якому випадку, при виникненні ситуації відсутності сильної роздільності, необхідно або емпіричним шляхом змінювати параметри методу SSA (причому часто чіткого правила для проведення таких змін немає), або застосовувати послідовний метод SSA [23,124].

3.2. Метод головних компонент і метод сингулярного аналізу: порівняльна характеристика при моделюванні і короткостроковому прогнозуванні рядів електроспоживання

Незважаючи на те, що обидва методи зводяться до ортогонального розкладання вихідного часового ряду електроспоживання за власними векторами коваріаційної матриці розкладання, у зв'язку з відмінністю самих матриць, ці методи доцільно застосовувати для вирішення завдань прогнозування на різних інтервалах попередження.

1. Вид аналізованої матриці часового ряду.

Процес електроспоживання, як було показано в параграфі 1.1, характеризуються СГЕН і може бути представлений, як багатовимірний. Електроспоживання об'єкта за добу визначається СГЕН виду $P_j = [p_{1j}, p_{2j}, \dots, p_{nj}]^T$, де j - характеризує номер реалізації або номер доби, в які ці величини були зареєстровані [18, 28, 96].

У МГК в якості аналізованої матриці виступає набір реалізацій векторів P_j для різних моментів часу j , об'єднаний в матрицю реалізацій процесу $P_j = [P_1, P_2, \dots, P_N]$, де N - кількість реалізацій. Графічно реалізації часто представляють у вигляді поверхні в тривимірному просторі [94] (рис . 3.10).

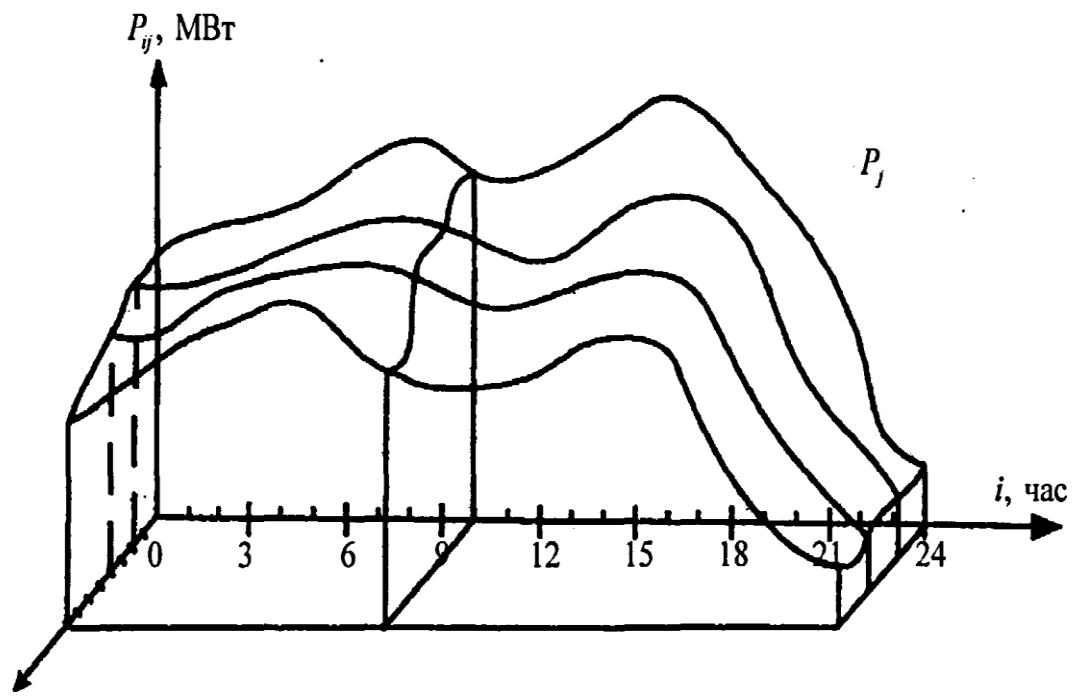


Рис. 3.10, графічне представлення електроспоживання як багатовимірного процесу

Передісторія багатовимірному процесу розглядається як послідовність статистично залежних реалізацій випадкового вектора P_j , со взаємно корельованими координатами, через що будь-яка координата вектора містить інформацію не тільки про її попередні і майбутні значення, але також і про значення інших координат. Таким чином, p_{ij} корельована як вздовж осі i , так і вздовж осі j . У методі SSA вихідний ряд електроспоживання "згортається" так: кожен наступний стовпець зрушать щодо попереднього на одне значення ряду вперед (рис. 3.11).

Для загальності опису вихідну матрицю для моделювання ряду будемо для методу SSA записувати як X_{SSA} , для МГК- $X_{МГК}$, якщо застосовуваний метод не має значення, то нижній індекс буде опускатися (X).

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{ccc}
 & X_{(МГК)} & X_{(SSA)} \\
 & \downarrow & \downarrow
 \end{array} \\
 \begin{array}{c}
 \left[\begin{array}{cccc}
 p_{11} & p_{21} & \cdots & p_{N1} \\
 p_{12} & p_{22} & \cdots & p_{N2} \\
 \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\
 p_{1n} & p_{2n} & \cdots & p_{Nn}
 \end{array} \right] & & \left[\begin{array}{ccccccc}
 p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{N1} \\
 p_{12} & p_{13} & \cdots & p_{22} & p_{23} & \cdots & p_{N2} \\
 \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\
 p_{1n} & p_{21} & \cdots & p_{2n} & p_{31} & \cdots & p_{Nn}
 \end{array} \right] \\
 \underbrace{\quad \quad \quad}_{1 \quad 2 \quad \quad N} & & \underbrace{\quad \quad \quad \quad \quad \quad}_{1 \quad 2 \quad \quad n \quad n+1 \quad N-n+1}
 \end{array}
 \end{array}$$

Рис. 3.11. Вид вихідних матриць для застосування методу головних компонент і методу спектрального сингулярного аналізу

Етапи дослідження розкладаються рядів.

Послідовність кроків моделювання рядів за методом SSA була детально описана в розділі 2.3(рис.2.8). Наведемо узагальнену схему етапів дослідження рядів за допомогою МГК (рис. 3.12).

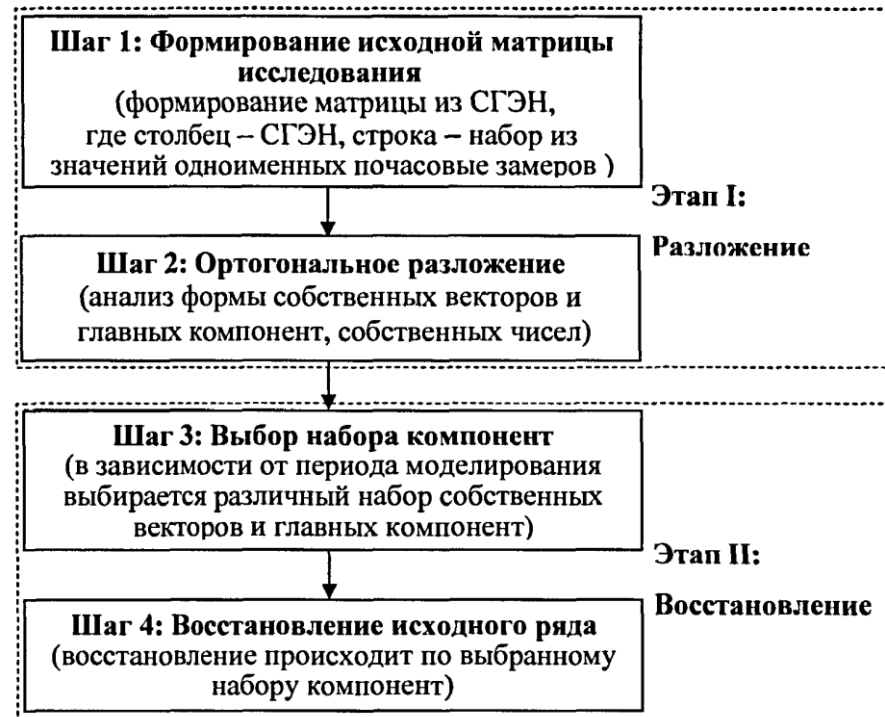


Рис. 3.12. Загальна схема етапів методу головних компонент

Порівняння схем моделювання рядів методом SSA (рис. 2.8) і МГК (рис. 3.12) показує, що вони обидва складаються з однакових узагальнених етапів: розкладання і відновлення.

У той же час, відмінності у внутрішній структурі етапів призводять до різних способам аналізу розкладаються даних. У МГК кількість m головних компонент F_i , $i = 1 \dots m$, взятих для відновлення ряду, залежить від розподілу ваг між власними числами λ_i , (тобто інформація, яка міститься у власних числах є основною при відновленні) [23]. При використанні методу SSA основна увага приділяється дослідженню періодограм розкладається ряду Z_N і оптимальному угрупованню сингулярних трійок $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$, а відомості про власні числа λ_i є лише додатковими [23, 124].

Попереднє перетворення даних перед розкладанням.

Залежно від цілей дослідження матриці вихідних даних X як для методу SSA, так і для МГК або використовуються безпосередньо [37], або перетворюються в матрицю центрованих Y [37, 63, 74, 77, 94, 108] або

нормалізованих Q даних [33, 37]. Враховуючи важливість операції центрування у ряді випадків для ефективного розкладання даних, центрування матриці вихідних даних X_{SSA} винесено в окрему модифікацію методу SSA, аналогічна модифікація може бути побудована і для МГК.

Для матриць центрованих даних Y і нормалізованих даних Q елементи y_{ij} і q_{ij} визначаються наступними формулами:

$$y_{ij} = x_{ij} - \bar{x}_i, \quad z_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_i) / \delta_i$$

$$\text{де } \bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_{ij} - \text{середнє значення по матриці } X,$$

$$\delta_i^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_i)^2 - \text{дисперсія значення по матриці } X.$$

Нормалізація даних використовується в тих випадках, коли розмірності компонент векторів X_j різні [28, 37]. Так як при розкладанні ГЕН P_j розмірності компонент збігаються, то проводити нормалізацію не потрібно.

Кількість враховуються при розкладанні компонент.

При описі теорії методу МГК [70,96] під компонентами, використовуваними при відновленні ряду, малися на увазі головні компоненти F_i , слово "головні" для стислості опускалося. Тобто, можна сказати, саме поняття "компоненти" вживалося у вузькому сенсі. Якщо розширити поняття компонент, то під ними можна мати на увазі будь-які складові, використовувані в процесі відновлення: Сингулярні трійки в цілому $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$, їх складові: U_i - власні вектори, λ_i - власні значення, елементарні ряди $Z_N^{(i)}$, зберігаючи при цьому саму ідею про "мозаїчному" розкладанні ряду.

У параграфі 3.1 було проведено детальний аналіз кількості компонент, необхідного для відновлення ряду при застосуванні методу SSA. Нижчий

показані графіки розкладання вихідного ряду Z_N по МГК в порівнянні з аналогічними малюнками для методу SSA з параграфу 3.1 (їх номери наведені у дужках): рис. 3.13 (3.1) - графіки власних векторів U_1-U_5 ; рис. 3.14 (3.2) - графіки факторних векторів V_1-V_5 ; рис. 3.15 (3.3) – двомірні діаграми власних векторів U_1-U_5 ; рис. 3.16 (3.5) – графік чисел λ_i ; рис. 3.17 (3.6) - елементарні ряди розкладання $Z_N^{(1)} - Z_N^{(5)}$. Далі наведені таблиці, що показують розподіл інформації по власним значенням λ_i , (таблиця 3.5) і частотам у власних векторах U_i , обчислених за МГК (таблиця 3.6).

Виділення форми тренда за методом SSA і МГК відбувається однаково (рис. 3.13 а), інші ж компоненти розкладання мають різну форму, так як, наприклад, власні вектори U_2-U_5 , виділені МГК, не є гармонійними (рис. 3.13,6 - 3.13, д). Графіки факторних векторів V_1-V_5 (рис. 3-14) і елементарних рядів $Z_N^{(1)} - Z_N^{(5)}$ (рис. 3.17), побудовані за МГК, не дають додаткової інформації для ідентифікації сингулярних трійок, на відміну від V_1-V_5 і $Z_N^{(1)} - Z_N^{(5)}$, отриманих за методом SSA. Ради відсутності гармонійних складових при розкладанні по МГК ніякої періодичності в двовимірних діафаммах власних векторів також не було виявлено (рис. 3.15). За графіку власних чисел (рис. 3.16) важко візуально виявити перехід від сигналу до шумової складової, хоча перші три власних значення λ_i , ($i=1...3$) розкладання по МГК містять в собі більше інформації, ніж в SSA. При розкладанні вихідного ряду по МГК стає зрозуміла неможливість застосування періодофамного підходу (це підтверджується інформацією, представленою в таблиці 3.6): ясно видно, що "нерівномірне змішування" частот, починається вже з другої сингулярної трійки $(\sqrt{\lambda_2}, U_2, V_2)$.

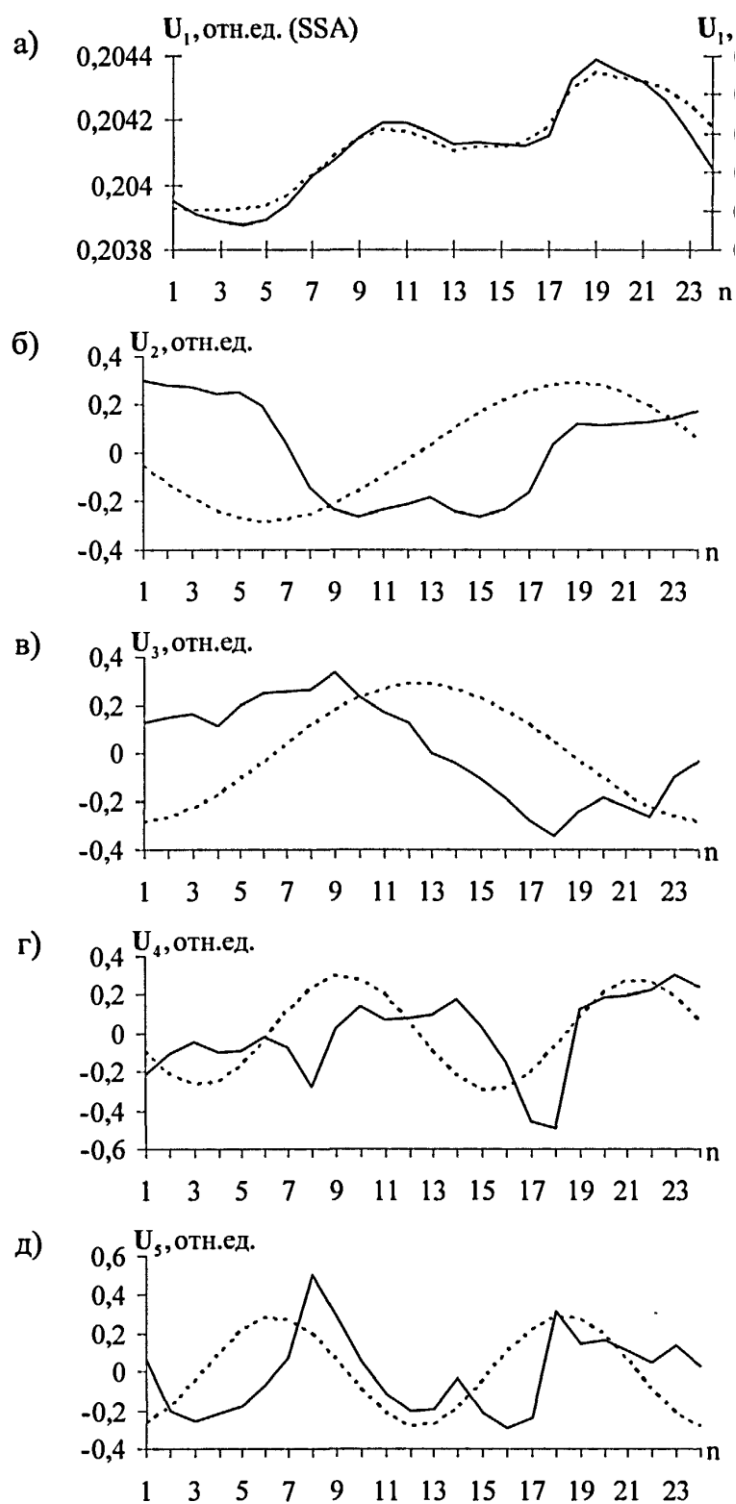


Рис. 3.13. Власні вектори розкладання добових графіків електроспоживання методом SSA і МГК

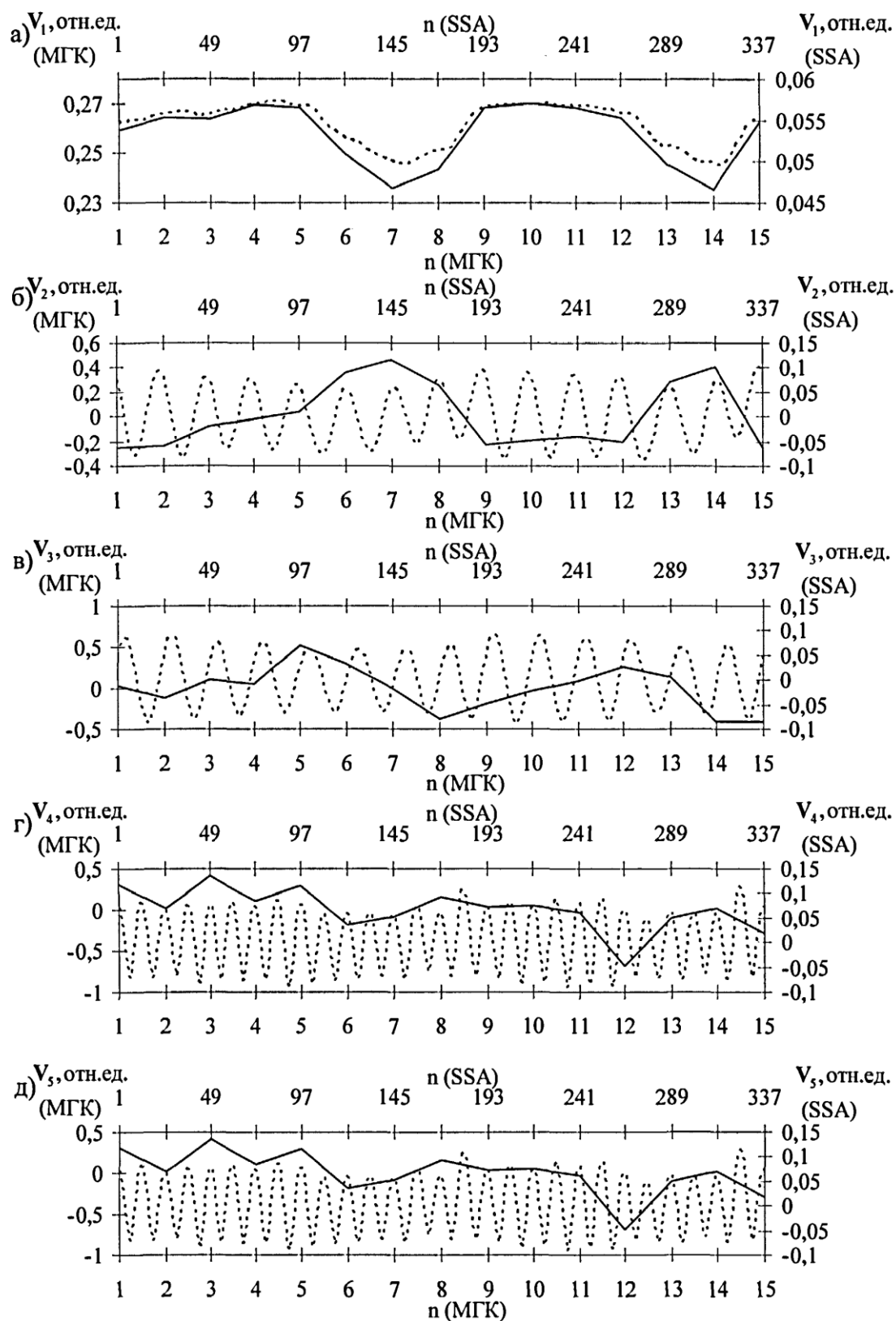


Рис. 3.14. Факторные векторы разложение суточных графиков
электропотребления методом SSA и МГК

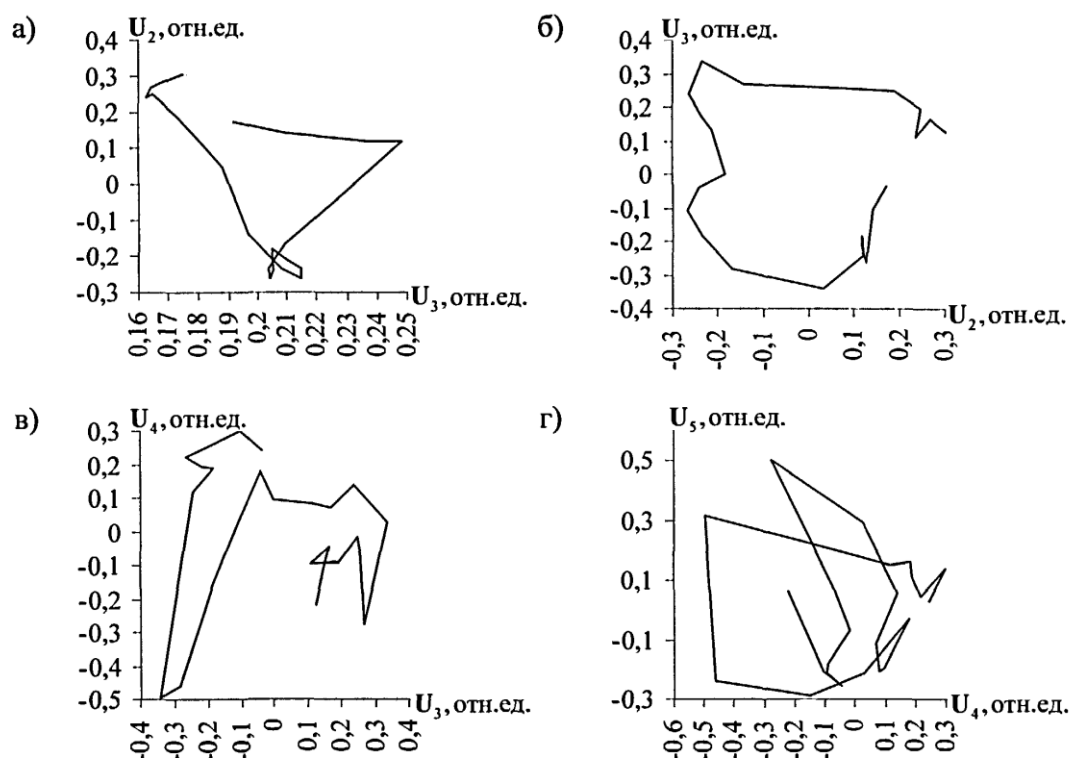


Рис. 3.15. Власні вектори розкладання графіків добового електроспоживання за МГК (двовимірні діаграми)

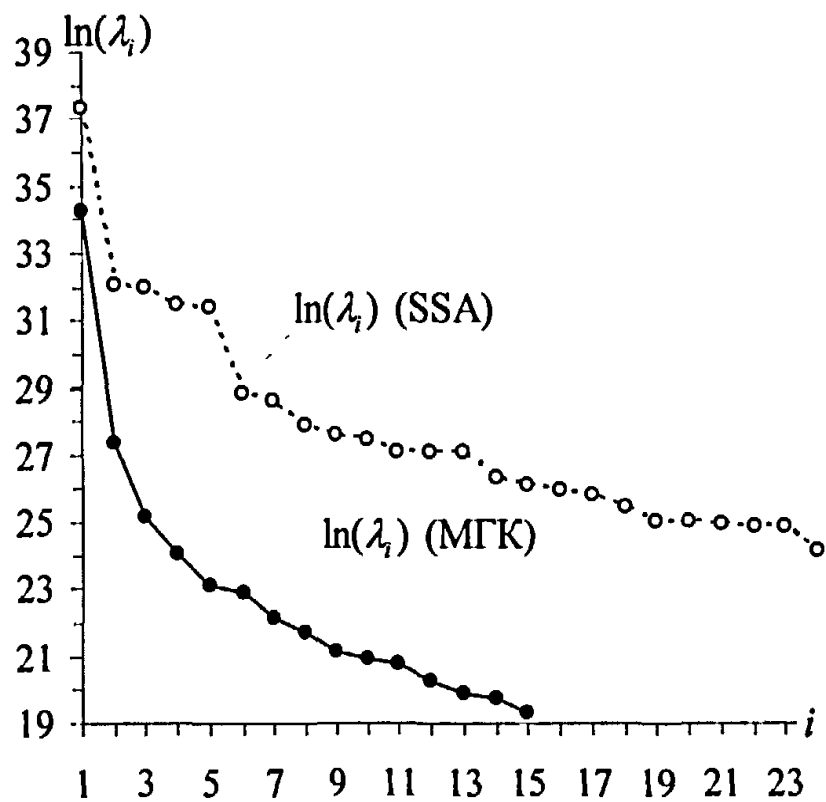


Рис. 3.16. Власні числа сингулярного розкладання траєкторної матриці

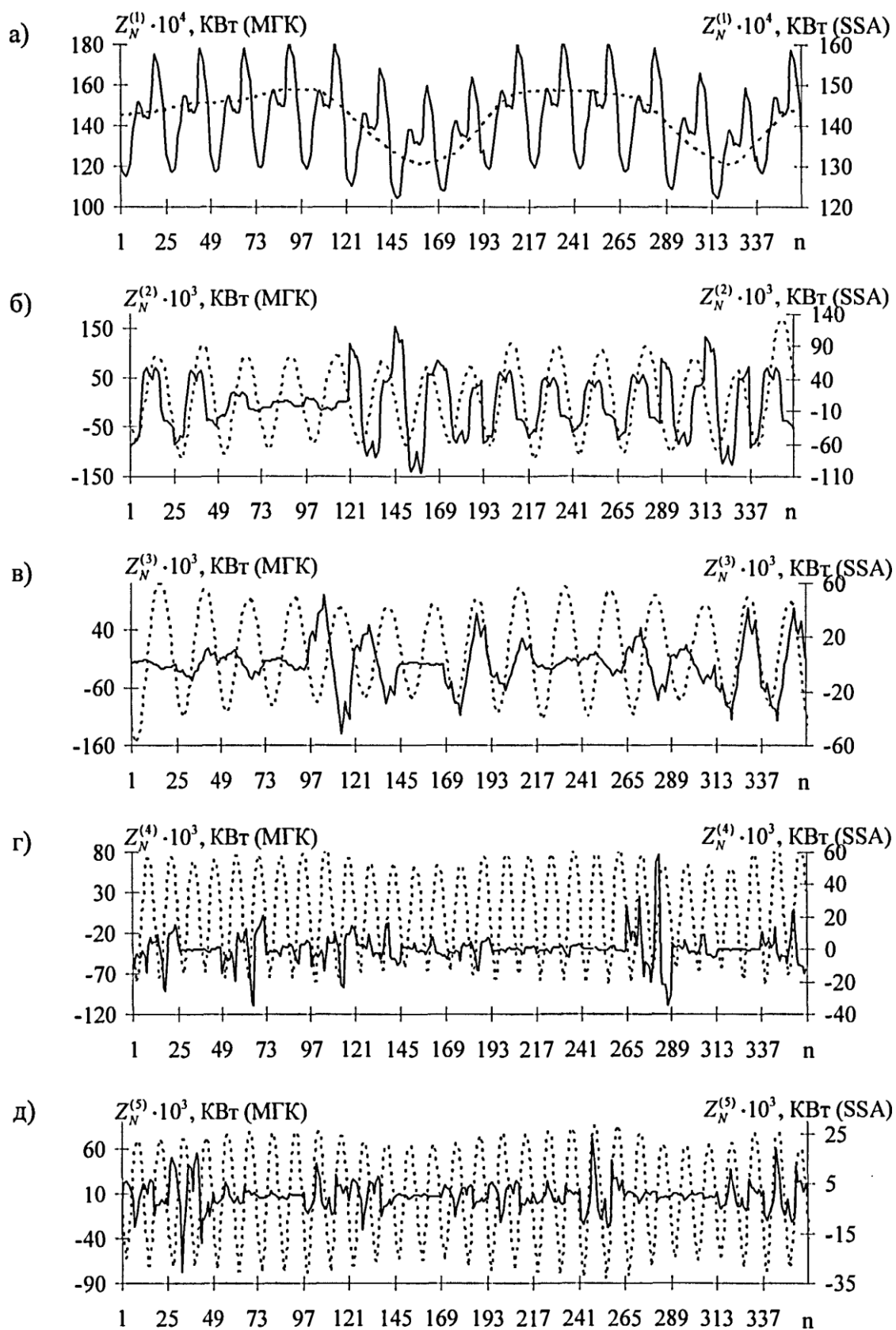


Рис. 3.17. Елементарні відновлені ряди методом SSA і МГК

3.3. Інформаційне та технічне забезпечення короткострокового прогнозування процесу електроспоживання

Одним із способів підвищення ефективності роботи енергосистем є введення обґрунтованих нових алгоритмів і методик планування і прогнозування електроспоживання, нових форм диспетчерського та комерційного Управління [30]. Впровадження сучасної обчислювальної техніки в енергосистемах дозволяє застосовувати складні математичні методи моделювання для вирішення зазначених вище завдань розподілу енергії та безпосередньо включає в себе завдання створення відповідного програмного забезпечення (ПО). Необхідною умовою побудови ефективних моделей короткострокового прогнозування електроспоживання є облік зовнішніх факторів: температури повітря, тривалості світлового дня та ін [80, 81, 88].

Оператори системи взаємодіють із засобами короткострокового прогнозування навантаження через робоче місце диспетчера (рис. 1.5). Задля ефективної роботи система прогнозування повинна володіти рядом можливостей, орієнтованих на користувача. Серед типових прикладів - перевірка діапазонів зміни даних для виявлення елементів даних поза заданих меж і перевірка взаємопов'язаності даних для виявлення обчислених величин, які відхиляються від середнього значення більше, чим допустимо.

Дуже корисно, якщо диспетчери мають можливість видозмінювати прогнозовані графіки навантаження до їх використання для вирішення прикладної завдання прогнозування: у цьому випадку диспетчери можуть змінювати весь прогнозований графік, або про його частину за допомогою простих арифметичних операцій додавання з константою, віднімання константи, множення і поділу на константу.

Ще однією корисною можливістю є апостеріорний аналіз помилок, що дозволяє досліджувати помилки прогнозування після появи фактичного значення. В результаті можна визначити міру достовірності і якості прогнозів, що виробляються моделлю.

Можливість аналізу помилок особливо цінна на етапі побудови або вибору моделі. Вона дуже полегшує вибір відповідної моделі серед багатьох варіант. У типовому випадку для цих варіантів можна виробляти обґрунтоване зіставлення ретроспективних прогнозів, користуючись лише частиною минулих даних. Хороші показники при ретроспективному прогнозуванні служать вірною ознакою перспективної прогнозуючої здатності моделі [128].

В умовах ринкових відносин вимоги до точності прогнозування істотно підвищуються внаслідок того, що прогнози дозволяють отримати необхідні учасникам ринку орієнтири при плануванні основної господарської діяльності та інвестиційної політики і є базовою інформацією для нових технологій управління ОЕС України.

В ОДУ функціонує підсистема " Прогноз " у складі програмно-апаратного комплексу " автоматизована система балансування ринку "(АСБР). Комплекс забезпечує безперебійну цілодобову-точну роботу і представляє в кожен момент часу прогноз споживання на задану глибину із заданою дискретністю з високим ступенем достовірності. Прогноз електроспоживання проводиться з урахуванням адаптивної моделі, що дозволяє вводити і враховувати нові параметри, що виникають в ході реструктуризації та переході енергосистем до ринкових умов функціонування. Для цього достатньо додати в навчальну вибірку не ретроспективному інтервалі та/або інтервалі упередження значення заданого параметра з деяким ваговим коефіцієнтом. Математична модель, реалізована в розрахунковій частині АСБР, заснована на поєднанні результатів оперативного і короткострокового прогнозів. Завдання оперативного прогнозу навантажень вирішується методом апроксимації значень навантажень на інтервалі моделювання нелінійною адитивною функцією з урахуванням даних короткострокового прогнозу, що дозволяє отримати очікувані значення навантаження - "точки тяжіння". Для уточнення поточного значення " точки тяжіння" використовується метод ковзної доби циклічна апроксимація значень

навантаження на добовому інтервалі ретроспективи щодо поточного момент часу. В якості моделі навантаження на добовому інтервалі використовується розкладання в ряд Фур'є. Прогнозна траєкторія описується ортогональним поліномом Лежандра. В якості резервного способу короткострокового прогнозування планується використання методу нелінійних зв'язків, заснованого на встановлених стійких нелінійних зв'язках між окремими графіками споживання. Параметри нелінійних моделей розраховуються модифікованим методом Гауса.

В даний час в п'яти ОДУ і п'ятнадцяти РДУ України широко використовується комплекс "Енергостат", призначений для аналізу і планування електроспоживання. Цей комплекс виконує наступні основні функції: аналіз і прогнозування електроспоживання, аналіз і планування споживання фупп споживачів, обробка даних ОВК та АСКОЕ, зберігання архівів вимірювань, складу та стану обладнання, комплекс диспетчерських задач. База даних, що є невід'ємною частиною комплексу "Енергостат" з набором модулів адміністрування, представляє інформаційну систему корпоративного призначення для вирішення виробничих, економічних та інших завдань. При проектуванні бази даних використовувалися об'єктні та темпоральні підходи, як засоби моделювання, і СУБД реляційного типу з SQL доступом, як засоби зберігання даних [53]. У комплексі "Енергостат" для реалізації моделей прогнозування використовується метод сезонних кривих з урахуванням метеофакторів (короткострокове прогнозування), лінійні рівняння регресії (аналіз взаємозв'язків між нерівномірністю графіків і точністю прогнозів), розкладання в ряд Фур'є (прогнозування на добовому інтервалі) та ін.

Для проведення дисертаційних досліджень був розроблений і реалізований програмний комплекс (ПК), що включає в себе три профамних продукту:

- програма " короткостроковий прогноз і планування електроспоживання енергосистеми на основі декомпозиційної математичної моделі" ("КраПП-2003");
- програма "моделювання та прогнозування часових рядів на основі методів ортогональних розкладань" ("МІП-ОР");
- програма "модифікація методу" індекси сезонності " для прогнозування трендової складової".

Всі програми, що входять до складу ПК, реалізовані в системі профамсвітування Delphi 7.0 мовою Object Pascal. Використання інтерфейсу користувача операційної системи Windows і облік перерахованих вище принципів, що пред'являються до комп'ютерних профам, призначеним для короткострокового прогнозування процесу електроспоживання, спрощує роботу диспетчерського персоналу з розглянутим ПК. Програмний продукти, що входять до його складу, працюють у складі оперативно-вимірювального комплексу енергосистеми. Вхідними даними для програм "КраШ 1-2003" і "МІП-ОР", є річні файли погодинної (півгодинної) статистики V006. 365, що подаються оперативно-вимірювальним комплексом, а вихідними-файли і стандартні форми в форматі Excel з прогнозними значеннями погодинного електричного навантаження $P_j(t)$ ($t = 1 \dots 24$ - номер вимірювання в добі) і сумарного добового електроспоживання $W_j(t)$ (j-номер прогнозного дня).

Дамо короткий опис кожної програми, що входить в ПК.

Програма " короткостроковий прогноз і планування електроспоживання енергосистеми на основі декомпозиційної математичної моделі ("КраПП-2003") працює в двох режимах: аналізу рядів електроспоживання і їх прогнозування і призначена для рішення ряду завдань:

- порівняння різних систем базисних векторів і СГЕН;
- побудова образів графіків СГЕН в просторі головних компонент;

- аналіз графіків СГЕН з метою виявлення даних з можливістю коригування вихідних файлів;
- розрахунок за моделлю з використанням різних наборів головних компонент;
- аналіз і прогнозування з використанням "мозаїчного" способу моделювання СГЕН;
- реалізація можливості ручної корекції факторів, що впливають на поведінку моделі: температури повітря, тривалості світлового дня, типу доби, базисних власних векторів $U_1 - U_m$ (m -кількість власних векторів, що беруть участь у прогнозуванні);
- прогнозування процесу електроспоживання з можливістю подальшої коригування отриманих прогнозних графіків навантаження відповідно до із заздалегідь заданими значеннями добового електроспоживання;
- контрольне апостеріорне прогнозування СГЕН;
- прогнозування СГЕН з інтервалом попередження від однієї доби до декількох тижнів;
- формування за результатами прогнозування звітів у форматі xls з метою їх подальшої передачі вищестоящим організаціям і графічного подання з можливістю збереження отриманої інформації та ін.

На рис. 3.31 і 3.32 представлені екранна форма головного модуля програми "КраПГ1-2003" і сценарій діалогу основних форм.

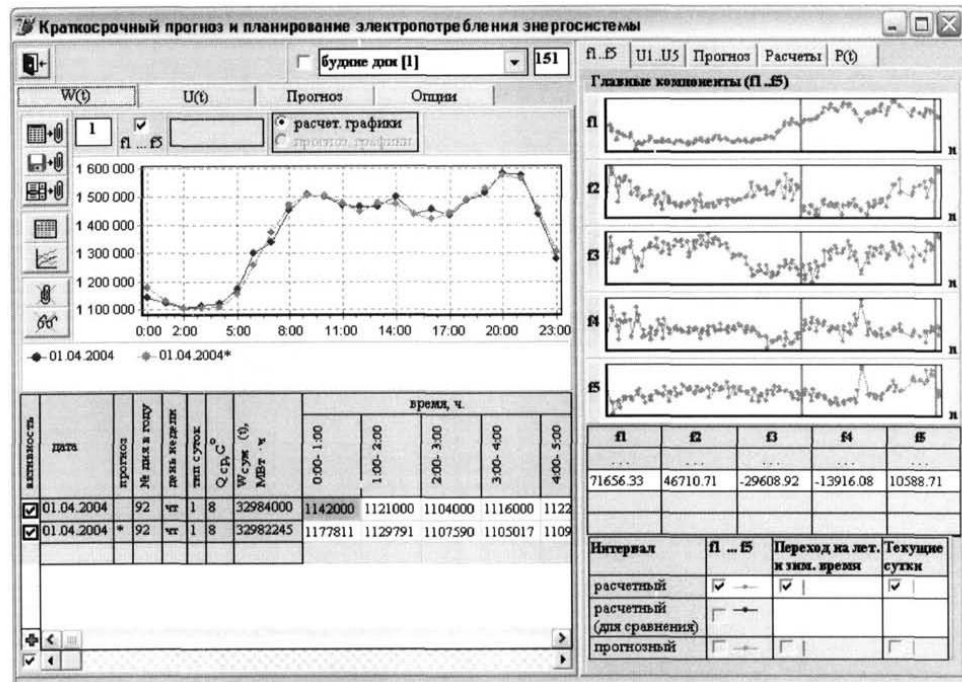


Рис. 3.31. Екранна форма головного модуля програми "короткостроковий прогноз і планування електроспоживання енергосистеми на основі декомпозиційної математичної моделі"

Програма " моделювання та прогнозування часових рядів на основі методів ортогональних розкладань ("МП-ОР") призначена для вирішення наступних завдань:

- моделювання та прогнозування на основі методу SSA та МГК з можливістю агрегування даних для узагальненого аналізу;
- порівняння результатів моделювання та прогнозування та збереження результатів у форматі xls;
- аналіз періодичності вихідного ряду, факторів власних і факторних векторів, розподілу інформації за власними значеннями розкладання і коригування параметрів розкладання (для SSA);
- прогнозування часових рядів за результатами, отриманими при моделюванні методами ортогональних розкладань та ін.

На рис. 3.33 рис. 3.34 представлена екранна форма головного модуля програми "МПП-ОР" і сценарій діалогу основних форм.

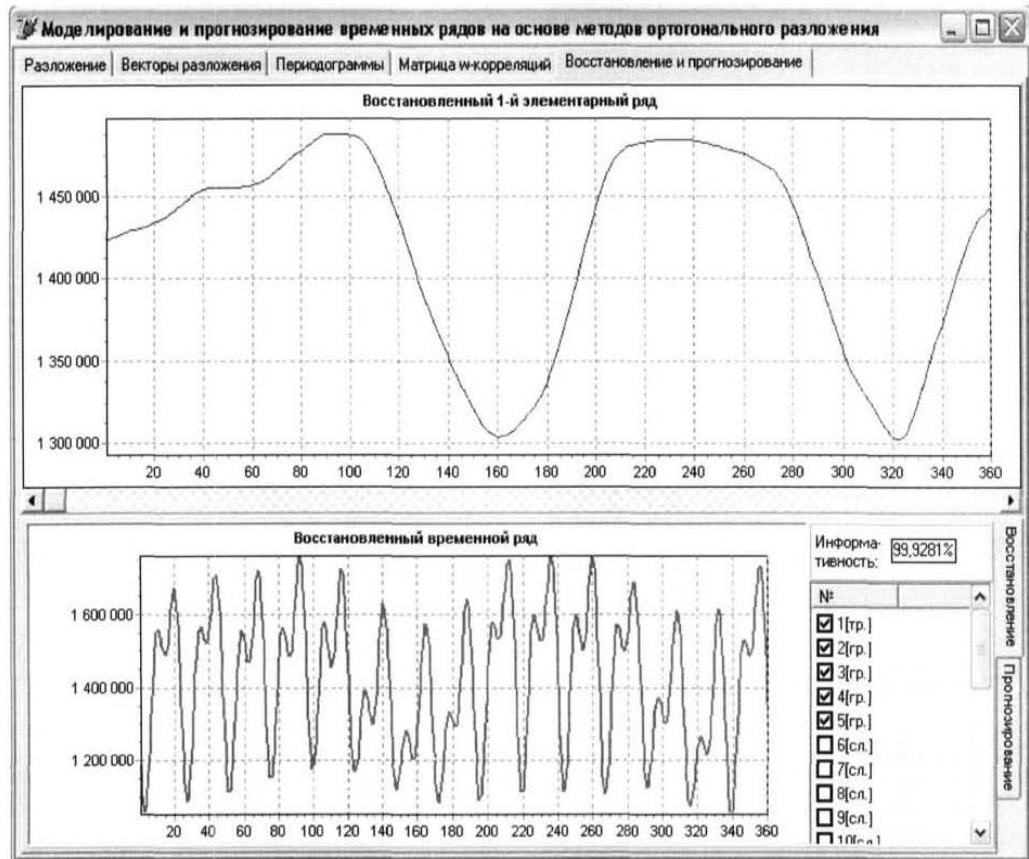


Рис. 3.33. Екранна форма головного модуля програми " моделювання та прогнозування рядів на основі методів ортогонального розкладання"

Програма "модифікація методу" індекси сезонності " для прогнозування трендової складової " являє собою програмну реалізацію модифікації згаданого вище методу, описану а параграфі 3.2 магістерської роботи. Лістинг програми наведено а Додатку . На малюнку 3.35 представлена головна форма програми.

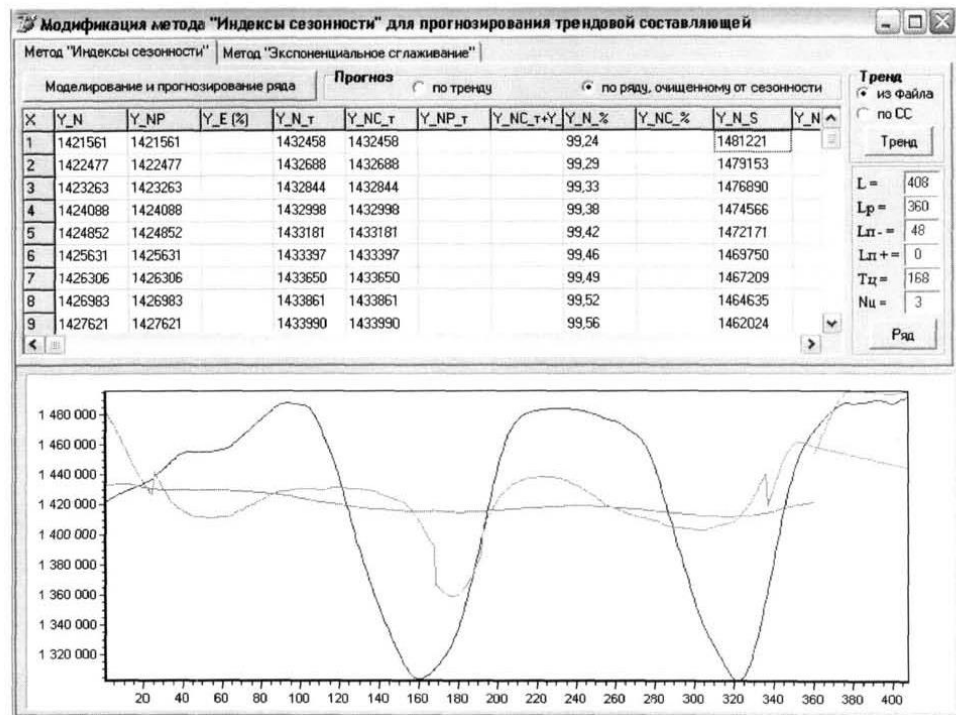


Рис. 3.35. Екранна форма головного модуля програми " модифікація методу "Індекси сезонності" для прогнозування трендової складової"

3.4 висновки по главі 3

Проведені в третьому розділі дисертації дослідження призвели до наступних результат:

1. Встановлено значення структурного параметра методу сингулярного спектрального аналізу, що визначає спосіб групування сингулярних трійок, що дозволило провести розкладання часового ряду на три адитивні складові: неперіодичну трендову, періодичну коливальну і випадкову.

2. Проведена модифікація методу індексів сезонності, що застосовується для прогнозування трендової складової часового ряду електроспоживання, полягає в заміні тренда, обчисленого із застосуванням ковзної середньої, трендом, отриманим за методом SSA, при довжині вікна, рівній інтервалу тижневої циклічності, що дозволило зменшити відносну помилку прогнозу в точці з 6 до 2%.

3. Розроблено програмний комплекс для короткострокового прогнозування електроспоживання, що включає програми: "короткостроковий прогноз і планування електроспоживання енергосистеми на основі декомпозиційної математичної моделі ("КраГШ-2003"), " моделювання та прогнозування часових рядів на основі методів ортогональних розкладів" ("МП-ОР") та «модифікація методу "індекси сезонності" для прогнозування трендової складової", на перші дві з яких отримані свідоцтва.

4 РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ

В даному розділі проводиться маркетинговий аналіз стартап-проекту для визначення його принципової можливості впровадження на ринку, а також можливих напрямів реалізації цього впровадження. Етапи маркетингового аналізу наведено в таблицях 4.1-4.8.

Побудова моделі інформаційного потоку системи електропостачання базується на таких основних властивостях вейвлет-перетворення. Ортогональність відповідає за зручність обчислень вейвлет-коефіцієнтів розкладання, і мінімальні розбіжності фільтрів аналізу та синтезу, що значно зменшує об'єми обчислень. Нулеві моменти базисних функцій сприяють стисканню інформації при ВП [6]. Гладкість гарантує відсутність спотворень при ВП гладких сигналів, компактність забезпечує невелику довжину фільтрів, а симетрія забезпечує зберігання фазових співвідношень при реконструкції сигналу [6 - 8].

Поєднання всіх властивостей в одному ВП не можливе, тому особливості і структура аналізованого сигналу потребує вибору між адекватністю базису та його властивостями. В [9] проведено систематизацію характеристик базисів ВП в плані класифікації типів базисів за 8-ма ознаками, які включають ортогональність, компактність носія, наявність симетрії, можливість задання бажаної кількості нульових моментів, повноту відновлення сигналу при зворотному ВП, регулярність, наявність КІХ – фільтрів в алгоритмах аналізу та синтезу, а також наявність явних виразів функцій $\varphi(t)$ та $\psi(t)$, які утворюють базис.

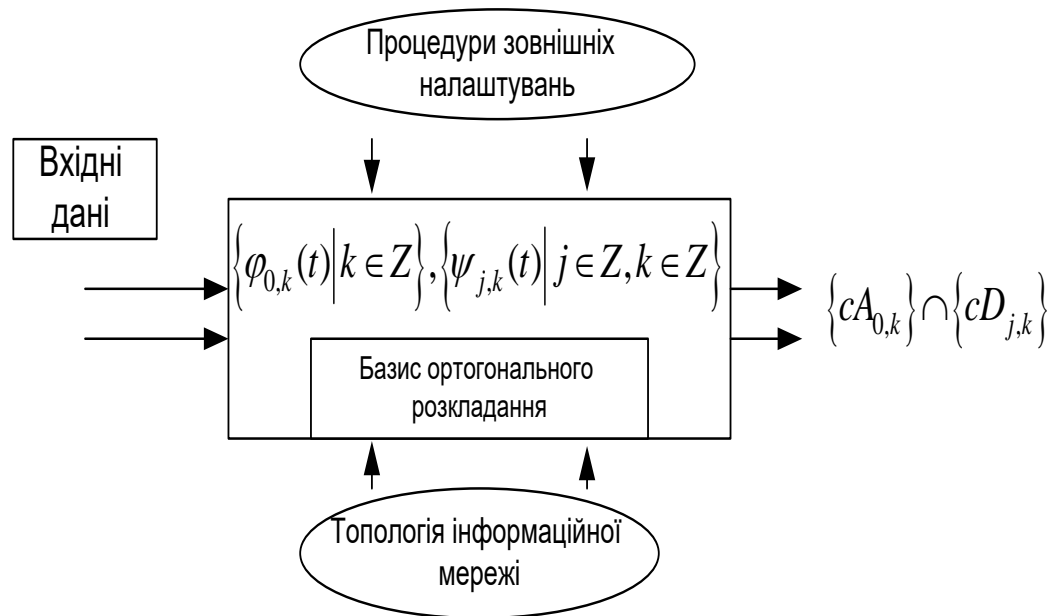


Рисунок 4.1 – Ортогонально-просторова та частотно-впорядкована модель інформаційного потоку

Відносно формування моделі ГЕН то необхідно відмітити наступне. Ортогональне перетворення проводиться до рівня $J = 5$. Це обумовлено властивістю вейвлет-перетворення. Роздільність 2^J повинна бути кратною 2. А оскільки почасовий ГЕН має 24 значення, для проведення вейвлет-аналізу дані значення доповнюються вісьмома нульовими значеннями. У кінцевому результаті маємо число значень ГЕН $N = 32$ і так як, $2^J = 32$, то із цього слідує $J = 5$. На рис. 2 представлено структурно-функціональну модель ГЕН, яка представляє собою ієрархічну структуру порівневих частотно-впорядкованих та взаємо-пов'язаних вейвлет-коефіцієнтів.

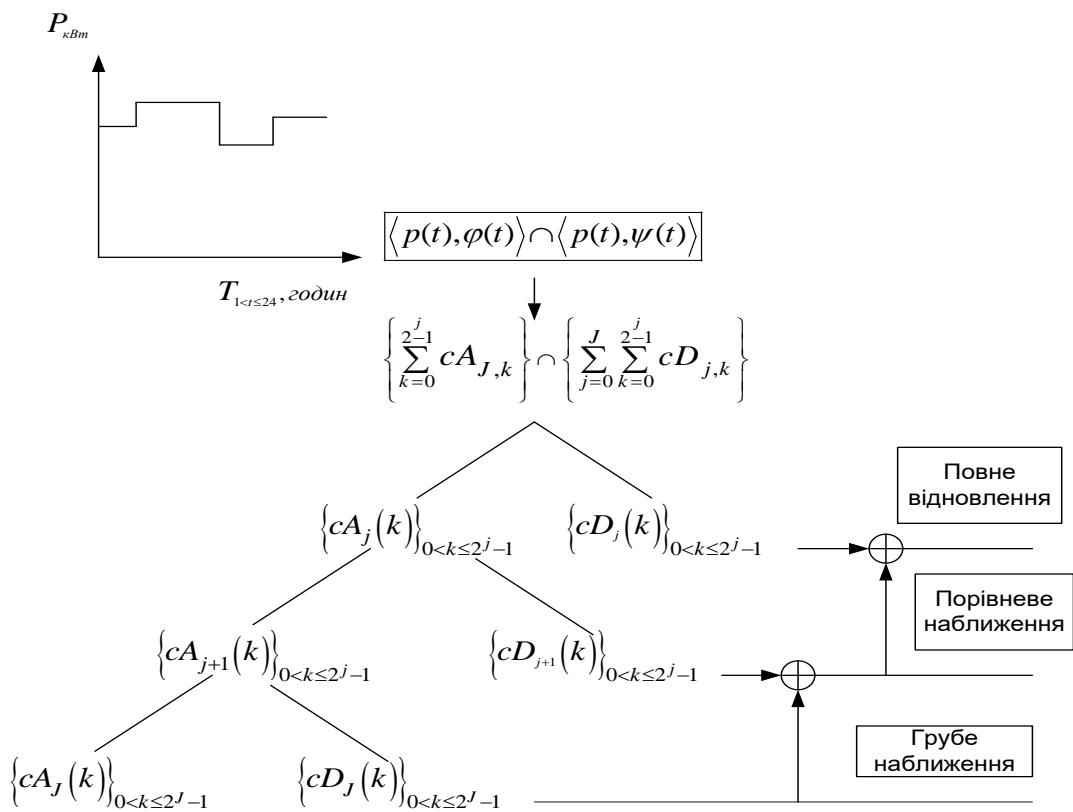


Рисунок 4.2 – Структурно-функціональна модель ГЕН
 J – останній рівень вейвлет-декомпозиції ($J = 5$)

Таблиця 4.1 - Опис ідеї стартап-проекту

Опис ідеї	Напрямки застосування	Вигоди до користувача
Спосіб керування режимами попиту споживачів на електричну потужність	Надання консалтингових послуг щодо використання та застосування методичних основ (Методики).	Отримання економічних винагород за виконання методичних вимог наданих компанією

Таблиця 4.2 - Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п/п	Техніко- економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари / концепції конкурентів			W	N	S
		Мій проект	Конку-рент 1	Конку-рент 2			
1	Економічність	1	2	3	2	3	1
2	Надійність	1	2	3		2,3	1
3	Комплексність	1	2	3	3		1,2
4	Достовірність	1	2	3		1,2,3	

Таблиця 4.3 - Характеристика потенційних клієнтів

Ідея проекту	Технології та кроки її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
Розроблення програмного забезпечення для систем моніторингу та керування розподільними мережами для верифікації, короткострокового прогнозування та відновлення графіків електричних навантажень	Вибір технологій для короткострокового прогнозування, верифікації та відновлення	Наявні	Доступні
	Визначення наявності систем моніторингу та керування	Наявні	Доступні
	Перевірка можливості інтегрувати програмне забезпечення в систему	Немає в наявності	Планується залучити ІТспеціаліста
	Розроблення програмного забезпечення та графічного відображення	Частково наявна	Планується залучення ІТспеціалістів
	Інтеграція розробленого ПЗ	Немає в наявності	Планується залучення ІТспеціалістів

Таблиця 4.4 - Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№	Показники стану ринку	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	більше 50
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	більше ніж 50 млн.
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	немає
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Необхідність сертифікації системи згідно законодавства України (державна метрологічна атестація п. 3.14 ПКЕЕ)

Таблиця 4.5 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Отримання точних прогнозів, достовірність даних	Оператор системи розподілу, промислові підприємства, побутові споживачі	Для оператора системи розподілу в першу чергу важливі точність прогнозів і достовірність інформації, а для промислових підприємств та побутових споживачів - вигода	Адекватність, простота застосування, аргументованість, можливість візуалізації
2	Закон України «Про ринок електричної енергії»	Учасники ОРЕ України	Вимоги щодо формування об'ємів закупки електроенергії на ОРЕ України	Точність прогнозу

На основі сформованої таблиці можна зробити висновок, що запропонована ідея цілком відповідає потребам ринку, і матиме попит серед різних груп споживачів. Проводиться аналіз загроз та можливості впровадження проекту, результати якого наведені в таблицях 4.5 та 4.6 відповідно.

Таблиця 4.6 – Фактори загроз

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція
1	Конкуренція	Існують компанії які працюють в схожому напрямку, які вже мають визнання та великі команди	Аналіз конкурентів, вивчення їх слабких сторін, приведення проекту до провідних технологій
2	Недостатня точність прогнозу	В умовах сучасного ринку існує загроза швидкого росту вимог до точності прогнозу	Аналіз найсучасніших технологій у сфері, вдосконалення програмного забезпечення
3	Зміна вимог з боку держави	Нові законодавчі акти в сфері енергетики постійно з'являються	Адаптація продукту відповідно до вимог держави
4	Нетрадиційні джерела енергії	За наявності відновлюваних джерел енергії можуть виникнути проблеми з прогнозуванням	Дослідження проблеми, мінімізація впливу

Проаналізовано можливі загрози, на всі можливі випадки у проекті передбачена відповідна реакція.

Такий підхід дозволить проекту успішно подолати можливі труднощі на шляху до реалізації, і допоможе не випадати з ринку.

Таблиця 4.7 – Фактори можливостей

№	Фактор	Зміст можливостей	Можлива реакція
1	Вихід на міжнародний ринок	З набуттям визнання, може з'явитися можливість продавати товар за межами України	Переклад інтерфейсу, приведення товару до вимог Європейських стандартів
2	Удосконалення програмного забезпечення	При подальшому вивченні питання прогнозування та верифікації може з'явитися потреба в оновленні ПЗ	Залучення ІТспеціалістів для створення системи оновлення

Як видно з таблиці 4.7 запропонована ідея має перспективи розвитку, а отже, зможе створити конкуренцію іншим компаніям.

За сформованими даними проведемо узагальнення за допомогою SWOTаналізу

Таблиця 4.8 – SWOT-аналіз стартап-проекту

<p>Сильні сторони</p> <ul style="list-style-type: none"> - широкий спектр для застосування; - невелика собівартість; - велика кількість послуг; - легко навчитися використовувати; - легко інтегрувати в будь-які системи. 	<p>Слабкі сторони</p> <ul style="list-style-type: none"> - можлива необхідність метрологічної атестації; - відсутність імені як за кордоном так і в межах України; - відсутність досвіду; - необхідність подальшої модернізації; - потрібна велика кількість даних; - відсутність клієнтської бази; - відсутність початкового капіталу.
<p>Можливості</p> <ul style="list-style-type: none"> - можливість самостійно відстежувати своє споживання; - перехід до хмарних технологій; - створення додатку для смартфонів; - вихід на міжнародний ринок; - об'єднання з виробниками систем моніторингу і контролю; - допомога від держави, оскільки ідея може допомогти покращити якість роботи існуючих систем; - розширення діяльності; 	<p>Загрози</p> <ul style="list-style-type: none"> - проблеми із створенням конкурентоспроможного продукту; - зміна законодавства; - відсутність клієнтів на початковому етапі; - відсутність ІТ-спеціалістів; - відсутність інвестицій.

Отже, в цілому проект має право на існування, проте є потреба у ретельній підготовці до можливих проблем які можуть виникнути у ході впровадження ідеї в життя.

Розроблена модель дозволяє однозначно представляти ГЕН, і в залежності від поставленої задачі відновлювати його з необхідною точністю (від 50 % до 100 %). Тобто, реалізується можливість з необхідною точністю наближувати найбільш важливі ділянки ГЕН (ділянки максимумів навантаження та його спаду, окремі ділянки ГЕН промислового підприємства для більш детального їх аналізу і т. і.). Також, така побудова інформаційної моделі ГЕН дозволяє суттєво, у десятки разів, стискати інформаційні потоки про електроспоживання.

4.1 Висновки до розділу 4

1. Запропонований проект має можливість бути впровадженим, але є певні ризики (наявність конкурентів).
2. Перспективи впровадження даного проекту достатньо великі, адже дана методика націлена на максимальне вирівнювання графіків електричного навантаження енергосистеми, що в свою чергу є актуальною проблемою.

ВИСНОВКИ

До основних результатів дисертаційної роботи належать такі положення:

1. Для розкладання часових рядів процесу електроспоживання вперше застосовано метод сингулярного спектрального аналізу, що дозволяє виявляти складові ряду і здійснювати їх моделювання.

2. Проведені обчислювальні експерименти, що дозволили визначити значення цілочисельного параметра-довжини вікна і структурного параметра, визначального спосіб угрупування в методі сингулярного спектрального аналізу.

3. Запропоновано модифікацію методу індексів сезонності, полягає в зміні способу побудови тренда, що дозволяє низити помилку короткострокового прогнозування на дводобовому інтервалі з 6 % до 2 %.

4. Отримано методику з використанням моделювання методом сингулярного спектрального аналізу, що дозволяє отримати короткостроковий прогноз добових графіків електричного навантаження на дводобовому інтервалі з похибкою, що не перевищує 2 %.

5. Розроблено програмний комплекс для вирішення завдань дослідження, моделювання та короткострокового прогнозування процесу електроспоживання на основі ортогональних розкладань.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Айвазян С. а. Класифікація багатовимірних спостережень. /С. А. Айвазян, З. І. Бежаєва, О. В. Староверов - М.: Статистика, 1974. - 238 с.
2. Айвазян С. а. Прикладна статистика та основи економетрики /С. а. Айвазян, В. С. Мхітарян-м.: юніті, 1998. - 1022 с.
3. Амосов А. А. Обчислювальні методи для інженерів /А. А. Амосов, Ю. А. Дубинский, Н.В. Копченова-М: Вища школа, 1994.-543 с.
4. Аналіз і прогнозування електричних навантажень в енергосистемі / а .В, Білан, а. в. Демура, К. Н. Ісаєв та ін. /в кн. "Поліпшення екології та підвищення надійності енергетики Ростовської області." Під ред. А. Ф. Кушнарьова -Ростов н / Д: через СКРІЩ ВШ, 1995. - С. 90-100.
5. Андрукович П. Ф. деякі властивості методу головних компонент / / багатовимірний статистичний аналіз в соціально-економічних дослідженнях- М.: Мир, 1974.- С. 189-228.
6. Арженовський СВ. статистичні методи прогнозування: Навч. Посібник /СВ. Арженовський і. м. Молчанов; зростання. держ. екон. ун - т.-Ростов-н/Д., 2001.- 74 с.
7. Арзамасцев Д. А. зниження технологічної витрати електроенергії в електричних мережах / Д. А. Арзамасцев, а. в. Ліпес - М.: Вища школа, 1989.- 127 с.
8. Ашкінuze в. г., багатокутники і багатогранники. - В кн.: ЕЕМ, кн. IV (Геометрія) - М.: Фізматгіз, 1963.- С. 382-447.
9. Бендат Дж. Вимірювання та аналіз випадкових процесів / Дж . Бендат, А. Пірсол - М.: Мир, 1974.-464 с.
10. Бендат Дж. Прикладний аналіз випадкових даних / Дж. Бендат, А. Пірсол - М.: Мир, 1989. - 540 с. П. Бердін А. С формування параметрів моделі ЕЕС для

управління електричними режимами /а. с. Бердін, П. А. Крючков - Екатеринбург: УГ- ТУ, 2000.-107 с.

12. Бокс Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление /Дж, Бокс, Г.Дженкинс - М.: Мир, 1974. - Вып. 2- 406 с.

13. Бухштабер В.М. Многомерные развертки временных рядов. Теоретические основы и алгоритмы //Обозрение прикладной и промышл. математики, сер. Вероятность и статистика. — 1997.- Т. 4. Вып. 4.- С. 629-645.

14. Бэнн Д.В. Сравнительные методы прогнозирования электрической нагрузки /Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер - М.: Энергоатомиздат, 1987. - 200 с.

15. Ватанабе С. Разложение Карунена-Лоэва и факторный анализ. Теория и применение //Автоматический анализ сложных изображений - М.: Мир, 1970.- С. 163-181.

16. Вентцель Е.С., Овчаров Л.А. Теория случайных процессов и ее инженерные приложения /Е.С. Вентцель, Л.А. Овчаров - М.: Высшая школа, 2000. -383 с.

17. Воеводин В.В. Матрицы и вычисления /В.В. Воеводин, Ю.А. Кузнецов - М.: Наука, Гл. ред. физ.-мат. лит., 1984. - 320 с.

18. Гамм А.З. Оптимизация режимов энергообъединений в новых экономических условиях //Электричество.— 1993.- №11- С. 1-8.

19. Гельфонд А.О. Исчисление конечных разностей. - М.: Наука, 1967.- 375 с.

20. Главные компоненты временных рядов: метод "Гусеница" /под. ред. Д.Л. Данилова, А.А. Жиглявского - СПб: Пресском, 1997. - 308 с.

21. Гнеденко Б.В. Об оценке эффективности уточнения расчетов электрических нагрузок промышленных сетей /Б.В. Гнеденко, Б.С. Мешель // Электричество.- 1959. -№11. - С. 70-72.

22. Голяндина Н.Э. Варианты метода "Гусеница"-SSA для анализа многомерных временных рядов / Н.Э. Голяндина, В.В. Некруткин, Д.В. Степанов - СПб.: Изд-во СПбГУ, 2002.- С. 3-32.
23. Голяндина Н.Э. Метод "Гусеница"-SSA: анализ временных рядов: учеб. пособие. - СПб., 2004. - 76 с.
24. Голяндина Н.Э. Метод "Гусеница"-SSA: прогноз временных рядов: учеб. пособие. - СПб., 2004. - 52 с.
25. Гордеев В.И. Взаимная корреляция в расчетах характеристик графиков электрической нагрузки //Электричество. - 1978.-№8. - С. 17-21.
26. Гордеев В.И. Управление электропотреблением и его прогнозирование /, В.И. Гордеев, И.Е. Васильев, В.И. Щуцкий - Ростов н/Д: Изд-во РГУ, 1991. - 104 с.
27. Гросс Дж. Краткосрочное прогнозирование нагрузки/ Дж. Гросс, Ф.Д. Гальяна - ТИИЭР.-1986 -Т.75, №12. С. 6-23.
28. Гурский С.К. Адаптивное прогнозирование временных рядов в электроэнергетике.-Минск: Наука и техника, 1983. — 271 с.
29. Данилов Д.Л. Применение метода "Гусеница" для прогнозирования временных рядов. Элементы операторной теории.- СПб., 1997.- 59 с.
30. Двухуровневая автоматизированная система управления энергопотреблением предприятия // Изв. вузов. Электромеханика. 1992. - №6. - С. 36-43.
31. Доброжанов В.И. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок промышленных предприятий // Изв. вузов. Энергетика.-1987. -№1 -С. 8-12.
32. Дрейпер И. Прикладной регрессионный анализ /И. Дрейпер, Г. Смит //В 2 кн. М.: Финансы и статистика. Кн. 1.1986. - 366 с. 1Сн. 2.1987. - 351 с.

33. Дубров А.М. Обработка статистических данных методом главных компонент— М.: Статистика, 1978. —135 с.
34. Иберла К. Факторный анализ. М.: Статистика, 1980. - 398 с.
35. Исследование основных составляющих движения полюса земли по результатам Пулковских и международных наблюдений / В.Л. Горшков, Н.О. Миллер, В.А. Наумов и др. ГАО РАН.- СПб., 1999.- 42 с.
36. Исследование периодических компонент в динамике гидрологических показателей /Н.Э. Голяндина, В.Н. Солнцев, Т.Н. Филатова, А.Э. Яани - СПб.: Изд. Санкт-Петербургского ун-та, 1997. - 87 с.
37. Иереског К.Г. Геологический факторный анализ /К.Г. Иереског, Д.И. Клован, Р.А. Реймент-Д.: Недра, 1980. - 223 с.
38. Кабельков А.Н. Сравнительная характеристика методов решения алгебраических уравнений n -ой степени с действительными коэффициентами /А.Н. Кабельков, О.А. Сухомлинова //Актуальные проблемы мелиорации и водного хозяйства Юга России: Научно-практическая конференция сотрудников, аспирантов и студентов НГМА (16-17 октября 2002 г.) (сб. науч. статей).- Новочеркасск: НГМА.- 2003.- С. 28-30.
39. Каждан А.Э. Метод моделирования графиков процессов // Автоматизация проектирования сложных систем: Межвуз. сб. /Новочерк. политехи, ин-т - Новочеркасск: изд. НИИ, 1982.- С. 11-20.
40. Каждан А.Э. Метод расчета электрических нагрузок с применением кратчайших функций /А.Э. Каждан, Э.М. Каждан //Проектирование и эксплуатация систем промышленных предприятий: материалы науч.-техн. конф. — М.: Знание, 1984.-С. 33-37.
41. Кендалл М. Многомерный статистический анализ и временные ряды /М. Кендалл, А. Стьюарт - М.: Наука, 1976. - 545 с.
42. Кендэл М. Временные ряды. М.: Финансы и статистика. - 1981. - 340 с.

43. Кислицин М.М. Биотехнические системы в авиационной эргономике //Вопросы кибернетики. - М., 1978. - Вып. 51. - С. 15-23.
44. Кислицин М.М. Исследование функционального состояния пилотов в процессе летного труда методом многомерной статистики //Вопросы кибернетики.-М., 1978.-Вып. 51.-С. 162-168.
- 45.Кислицин М.М. Многомерная статистика временных рядов наблюдений в авиационной эргономике //Вопросы кибернетики. - М., 1978. - Вып. 51.-С. 117-126.
46. Колмогоров А.Н. Элементы теории функций и функционального анализа /А.Н. Колмогоров, СВ. Фомин - М.: Наука, 1976. - 544 с.
- 47.Корн Г. Справочник по математике для научных работников и инженеров /Г. Корн, П. Корн - М.: Наука, 1984. - 720 с.
48. Кудрин Б.И. Введение в технетику -Томск: Изд-во ТГУ - 1993. - 552 с.
49. Кушнарев Ф.А. Прогноз потребления электроэнергии и мощности АО-Энерго / Ф.А. Кушнарев, С.Э. Лютикова // Кибернетика электрических систем: материалы XXII сессии-семинара "Диагностика энергопотребления", г.Новочеркасск, 25-27 сент. 2000 г. - Новочеркасск: Ред. журн. Изв. вузов. Электромеханика, 2000. - С. 108-110.
50. Липес А.В. Применение методов математической статистики для решения электроэнергетических задач. Свердловск: УПИ, 1983. - 88 с.
- 51.Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учеб. пособие. - М.: Финансы и статистика, 2003. - 416 с.
52. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователей. - М.: Наука, 1991.-432 с.
53. Макоклюев Б.И. Информационная структура и программные средства обработки и хранения данных технологического оборудования и режимных

параметров / Б.И. Макоклюев, А.В. Антонов, Р.Ф. Набиев //Электрические станции - 2004 - №6, С. 48-52.

54. Макоклюев Б.И. Моделирование электрических нагрузок электроэнергетических систем /Б.И. Макоклюев, В.Н. Костиков //Электричество - 1994 - №10, С. 13-16.

55. Макоклюев Б.И. Прогнозирование потребления электроэнергии в АО "Мосэнерго" /Б.И. Макоклюев, А.И. Владимиров, Г.И. Фефелова //ТЭК, Топливо-энергетический комплекс. - 2001. - №4, С. 56-57.

56. Макоклюев Б.И. Учет влияния метеорологических факторов при прогнозировании электропотребления энергообъединений //Электрик.-2004.- №6.- С,15-16.

57. Метод "Гусеница" для прогнозирования временных рядов // Главные компоненты временных рядов: метод "Гусеница" / Под ред. Д.Л.Данилова и А.А.ЖИГЛЯВСКОГО. СПб: Пресском, 1997. - С. 73-104.

58. Методы решения задач реального времени в электроэнергетике /А.З.Гамм, Ю.Н.Кучеров и др. - Новосибирск: Наука, 1990. - 294 с, 59. Михайлов В.И. Режимы коммунально-бытового электропотребления / В.И. Михайлов, М.В. Тарнижевский, В.Ф. Тимченко -М.: Энергоатомиздат, 1993.-288 с.

60. Надтока И.И. Адаптивные модели прогнозирования нестационарных временных рядов электропотребления /И.И. Надтока, А.В. Седов //Изв. вузов. Электромеханика.-1994.-№1-2.- С. 57-64.

61. Надтока И.И. Анализ зависимости электропотребления в энергосистеме от температуры воздуха /И.И. Надтока, О.А. Сухомлинова, А.А. Мальцева //Методы и алгоритмы прикладной математики в технике, медицине и экономике: материалы III науч.-практ. конф., г.Новочеркасск, 17 января 2003г.: В 3 ч./ Юж.-Рос. гос. техн. ун-т.-Новочеркасск: ООО НПО «Темп», 2002. - 4.1.-С. 9-13.

62. Надтока И.И. Анализ и экономико-математическое моделирование цикличности энергопотребления /И.И. Надтока, А.А. Сербиновская, О.А. Сухомлинова //Проблемы экономики, организации и управления реструктуризацией и развитием предприятий промышленности, сферы услуг и коммунального хозяйства: Материалы IV Междунар. науч.-практ. конф., г.Новочеркасск, 30 марта 2005 г. /Юж.-Рос. техн. ун-т (НПИ).- Новочеркасск: ООО НПО «Темп», - 2005. - С. 29-33.
63. Надтока И.И. Декомпозиционный метод моделирования нестационарных случайных процессов в системах электроснабжения /И.И. Надтока, А.В. Седов // Изв. вузов. Электромеханика. —1996. - №3-4.- С. 107.
64. Надтока И.И. Долгосрочный прогноз электропотребления по группам потребителей в энергосистеме /И.И. Надтока, А.А. Мальцева, О.А. Сухомлинова //Методы и алгоритмы прикладной математики в технике, медицине экономике: Материалы III науч.-практ. конф., г.Новочеркасск, 17 января 2003г.: В 3 ч./ Юж.-Рос. гос. техн. ун-т.-Новочеркасск: ООО НПО «Темп», 2002.-Ч.1.,с.13-18.
65. Надтока И.И. Идентификация, адаптивное прогнозирование и управление электропотреблением в системе ИИСЭ-ПЭВМ /И.И. Надтока, А.В. Седов, А.М. Колтунов //Электроснабжение промышленных предприятий: Тез. докл. XII сессии Всесоюзного науч. семинара "Кибернетика электрических систем", 19-20 ноября 1991 г.-Гомель, 1991.-С. 168.
66. Надтока И.И. Исследование собственных чисел и собственных векторов корреляционных матриц типовых моделей графиков электрической нагрузки /И.И. Надтока, Н.В. Ефимович, О.А. Сухомлинова //Современные энергетические системы и комплексы и управление ими: Материалы V науч.-

практ. конф., г. Новочеркасск, 27 мая 2005 г.: В 2 ч. / Юж.-Рос. техн. ун-т (НПИ). - Новочеркасск: ЮРГТУ, 2005. - Ч. 1. - С. 16-22.

67. Надтока И.И. Канонические разложения графиков электропотребления //Юбилейный сборник научных трудов профессорско-преподавательского состава Новочеркасского государственного технического университета.- Новочеркасск, Ростов-на-Дону: Гефест, 1997.-С. 241-246.

68. Надтока И.И. Краткосрочный прогноз и планирование электропотребления энергосистемы на основе декомпозиционной математической модели (КраПП-2003) /И.И. Надтока, А.В. Седов, О.А. Сухомлинова //Свидетельство об офиц. регистрации программы для ЭВМ РФ/Роспатент. - №2003612319, 18.08.2003; зарегистр. в Реестре программ для ЭВМ 13.10.2003.

69. Надтока И.И. Математическое моделирование при краткосрочном прогнозировании процесса электропотребления на основе ортогональных разложений /И.И. Надтока, А.В. Седов, О.А. Сухомлинова //Кибернетика электрических систем: материалы XXV сессии семинара "Электроснабжение промышленных предприятий", г.Новочеркасск, 15-16 октября 2003 г.: Юж.-Рос. техн. ун-т (НПИ).- Новочеркасск: ЮРГТУ, 2003. - С. 31-32.

70.Надтока И.И. Математическое моделирование процесса электропотребления с использованием декомпозиционной прогнозирующей модели /И.И. Надтока, А.В. Седов, О.А. Сухомлинова //Изв. вузов Сев.-Кавк. регион. Техн. науки. — 2003. — Спецвып: Проблемы мехатроники — 2003: материалы междунар. науч.-\ практ. коллоквиума, г. Новочеркасск, 15-20 сент. 2003 г. -С. 124-127. 71. Надтока И.И. Моделирование и прогнозирование временных рядов на основе ортогональных разложений (МиП-ОР) /И.И. Надтока, О.А. Сухомлинова //Свидетельство об офиц. регистрации профаммы

для ЭВМ РФ/Роспатент. -№2005612430, заявл. 25.07.2005; зарегистрир. в Реестре программ для ЭВМ 16.09.2005.

72. Надтока И.И. Моделирование трендов электропотребления и классификация суточных графиков нагрузки энергосистемы /И.И. Надтока, О.А. Сухомлинова //Современные энергетические системы и комплексы и управление ими: Материалы II Междунар. науч.-практ. конф., г.Новочеркасск, 7 мар- та-26 апреля 2002 г.: В 3 ч. / Юж.-Рос. гос. техн. ун-т (НПИ). — Новочеркасск: НПО "Темп", 2002. - Ч.3. - С. 5-9.

73. Надтока И.И. Модели трендов графиков электропотребления на основе ортогонального разложения метода главных компонент /И.И. Надтока, О.А. Сухомлинова //Компьютерные технологии в науке, производстве, социальных и экономических процессах: материалы междунар. науч.-практ. конф., г.Новочеркасск, 25 ноября 2001.- В 6 ч. /Юж.-Рос. гос. техн. ун-т (НПИ). - Новочеркасск: 0 0 0 «Темп», 2001. - 4.4. - С. 26-29.

74. Надтока И.И. Применение методов компонентного анализа для моделирования и классификации фафиков электрической нагрузки / И.И. Надтока, А.В. Седов, В.П. Холодков //Изв. вызов. Электромеханика. -1993. - №6. - С. 21-29.

75. Надтока И.И. Прогноз электропотребления в энергосистеме с учетом разделения потребителей на группы / И.И. Надтока, О.А. Сухомлинова, А.А. Мальцева //Компьютерные технологии в науке, производстве, социальных и экономических процессах: материалы III международной науч.-практ. конф., г.Новочеркасск, 15 ноября 2002 г.: В 4 ч. /Юж.-Рос. гос. техн. ун-т. Новочеркасск: ООО НПО "Темп", 2002.-Ч.3. - С. 36-41.

76. Надтока И.И. Прогноз электропотребления энергосистемы с учетом сезонности и среднесуточной температуры воздуха /И.И. Надтока, О.А. Сухомлинова //Методы и алгоритмы прикладной математики в технике,

медицине и экономике: материалы II междунар. науч.-практ. конф., г.Новочеркасск, 18 января 2002.- Новочеркасск: ООО «Темп», 2002. - Ч.1.- С. 45-49.

77. Надтока И.И. Развитие теории и методов моделирования и прогнозирования электропотребления на основе данных средств автоматизации учета и телеизмерений: автореф. дис. на соиск. д.т.н. - Новочеркасск, 1999.

78. Надтока И.И. Сравнительный анализ методов выщеления трендов в циклических временных рядах электропотребления /И.И. Надтока, А.А. Мальцева, О.А. Сухомлинова //Теория, методы и средства измерения, контроля и диагностики: материалы III междунар. науч.-практ. конф., г.Новочеркасск, 20 сентября 2002г. /Юж.-Рос. гос. техн. ун-т (НПИ).- Новочеркасск: НПО "Темп", 2002.-Ч.3.-С. 40-44.

79. Некруткин В.В. Аппроксимирующие пространства и продолжения временных рядов // Статистические модели с приложениями в эконометрике и смежных областях / Под ред. С.М.Ермакова и Ю.Н.Каштанова. - СПб.: НИИ СПбГУ, 1999.-С.3-32.

80. Общие подходы построения комплексов оперативного, краткосрочного и долгосрочного прогнозирования электропотребления в энергосистеме

/Надтока И.И., Седов А.В., Сухомлинова О.А. и др. //Альтернативные естественно возобновляющиеся источники энергии и энергосберегающие технологии, экологическая безопасность регионов: выездная сессия Секции энергетики Отделения энергетики, машиностроения и процессов управления РАН: Материалы сессии. Ессентуки, 12-15 апреля 2005 г.: В 2-х ч. Ч.2 /Под ред. Я.Б.Данилевича. - Шахты: Изд-во ЮРГУЭС, - 2005. - С. 191-192.

81. Оперативное, краткосрочное и долгосрочное прогнозирование электропотребления в энергосистеме /И.И. Надтока, А.В. Седов, О.А. Сухомлинова и др. //Современные методы и программные средства анализа и планирования электропотребления, балансов мощности и электроэнергии: Материалы второго специализированного семинара (г. Москва, 24-28 мая 2004 г.). - М., 2004.-С. 1-6.
82. Орнов В.Г. Задачи оперативного и автоматического управления энергосистемами /В.Г. Орнов, М.А. Рабинович - М.: Энергоатомиздат, 1988. - 223 с.
83. Отнес Р. Прикладной анализ временных рядов. /Р. Отнес, Л. Эноксон - М.: Мир, 1982.-428 с.
84. Паламарчук СИ. Планирование поставок электроэнергии в условиях оптового рынка /СИ. Паламарчук, А.И. Федоров //Электричество. -2000. - №11.-с.31-39.
85. Папков Б.В. Надежность и эффективность электроснабжения. Нижний Новгород: НГТУ, 1996 - 210 с.
86. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности. /Под ред. С.А.Айвазяна//М.:Финансы и статистика. - 1989 - 600 с,
87. Пути и результаты совершенствования методов прогнозирования электропотребления /А.В. Белан, В.И. Гордеев, А.В. Демура, И.И. Надтока //Промышленная энергетика.-1993. - №9. - С. 23-26.
88. Прогнозирование электропотребления в энергосистеме Ростоюнерго /А.В. Демура, Ф.А. Кушнарев, И.И. Надтока, А.В. Седов // Изв. вузов. Электромеханика -1994.-№4-5.- С 102-110.
89. Прогнозирование электропотребления в энергосистеме с учетом температуры воздуха и освещенности /И.И. Надтока, А.В. Седов, О.А. Сухомлинова и др. //Электрика, №3.-2005.-С 18-21.

90. Пугачев В.С. Теория вероятностей и математическая статистика. М.: Наука, 1979.-496 с.
91. Романенко А.Ф. Вопросы прикладного анализа случайных процессов /А.Ф. Романенко, Г.А. Сергеев - М.: Сов. Радио, 1968. - 200 с.
92. Себер Дж. Линейный регрессионный анализ. М.: Мир, 1980. - 456 с.
93. Седов А.В. Декомпозиционные подходы при моделировании и прогнозировании графиков нагрузки энергосистем //Кибернетика электрических систем: Материалы XXV сессии семинара "Электроснабжение промышленных предприятий", Новочеркасск, 15-16 окт. 2003 г. /Юж.-Рос. гос. техн. ун-т. — Новочеркасск: Ред. журн. "Изв. вузов. Электромеханика", 2004. - С. 33-34.
94. Седов А.В. Микропроцессорные устройства контроля и прогнозирования в системах управления электроэнергетическими объектами с дискретно-распределенными параметрами: автореф. дис. на соиск. к.т.н. - Новочеркасск, 1995.-18 с.
95. Седов А.В. Обобщенное векторно-матричное представление модели экспоненциального сглаживания для прогнозирования электрической нагрузки энергосистем /А.В. Седов, О.А. Сухомлинова //Кибернетика электрических систем: материалы XXV сессии семинара "Электроснабжение промышленных предприятий", г.Новочеркасск, 15-16 октября 2003 г. //Юж.-Рос. гос. техн. унт (НПИ). - Новочеркасск: Ред. журн. Электромеханика, 2004. - С. 36-37.
96. Седов А.В. Системы контроля, распознавания и прогнозирования электропотребления: модели, методы, алгоритмы и средства / А.В. Седов, И.И. Над- тока - Ростов н/Д: Из-во Ростов, ун-та, 2002.- 320 с.
97. Селиванов Ю.Л. Прогнозирование макроэкономической структуры методом обобщенного экспоненциального сглаживания /Ю.Л. Селиванов, Д.И. Ютеандров //Повышение эффективности общественного производства и

проблемы экономической реформы (Материалы молодежной научной конференции). М.: ИЭ АН СССР, 1968. - С. 82-97.

98. Современные методы идентификации систем / Под ред. П.Эйкоффа. М.: Мир, 1983.-400 с.

99. Справочник по математике для научных работников и инженеров. М.: Наука, 1984-832 с.

100. Срагович В.Г. Теория адаптивных систем. -М.: Наука, 1976.-319 с.

101. Сухомлинова О.А. Моделирование процесса электропотребления в составе автоматизированного информационного комплекса энергосистемы /О.А. Сухомлинова, И.И. Надтока, А.В. Седов //Новые информационные технологии. Разработка и аспекты применения: Труды VI Всерос. науч. конф. с междунар. участием -Таганрог: ООО "Антон". 2003. - С. 336-339.

102. Сухомлинова О.А. Применение ортогональных разложений при моделировании трендов процессов электропотребления //Кибернетика электрических систем: материалы XXIV сессии семинара «Диагностика энергооборудования, Г.Новочеркасск, 24-26 сентября 2002 г. С. 82.

103. Сухомлинова О.А. Программное обеспечение задачи краткосрочного прогнозирования электропотребления энергосистем в условиях рынка //Кибернетика электрических систем: материалы XXV сессии семинара "Электроснабжение промышленных предприятий", Новочеркасск, 15-16 октября 2003 г. /Юж.-Рос. гос. техн. ун-т. Новочеркасск: Ред. журн. "Изв. вузов. Электромеханика", 2004. - С. 33-34.

104. Тимченко В.Ф. Прогнозирование режимов потребления нерегулярных дней //Электрические станции. - 1987. -№5-С. 52-57.

105. Ту Дж. Принципы распознавания образов /Дж. Ту, Р. Гонсалес - М.: Мир, 1978.-412 с.

106. Фаддеев Д.К. Вычислительные методы линейной алгебры /Д.К. Фаддеев, В.И. Фаддеева- М.: ТИФМЛ - 1962 - 734 с.
107. Френкель А.А. Прогнозирование производительности труда: методы и модели - М.: Экономика, 1989. - 214 с.
108. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов. М.: Наука, 1979.-376 с.
109. Хармут Х.Ф. Передача информации ортогональными функциями /Пер. с англ. Дядюнова Н.Г. и Сенина А.И. М.: Связь, 1975. - 267 с. ПО. Шидловский А.К. Введение в статистическую динамику систем энергоснабжения /А.К. Шидловский, Э.Г. Куренный - Киев: Наукова думка, 1984. - 273 с.
111. Шнейдер А.М. Суточное прогнозирование нагрузки ЭЭС с учетом прогнозов температуры /А.М. Шнейдер, Т.А. Такерева, Д.А. Шиффман: в кн. "Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки энергосистем", пер. с англ. - М.: Энергоатомиздат, 1987. — с. 87-95.
112. Электрические нагрузки промышленных предприятий /С.Д. Волобринский, Г.М. Каялов, П.Н.Клейн и др. Л.: Энергия, 1971. - 264 с.
- ИЗ. Abu-Hussien M.S. An accurate model for short-term load forecasting /M.S. Abu-Hussien, M.S. Kandil, M.A. Tantuary, S.A. Farghal //Proc. IEEE. - 1979.- №10.-P. 1860-1882.
114. Anderson T.W. Asimtotic theory for principal component analysis. Ann.Math.St., 1963-P. 122-148.
115. Baker A.B. The online demand validation and predication facility at the National Control Centre/A.B. Baker, E.D. Farmer, W.D. Laing, A.D.N. March //Central Electricity Generation Board. - 1978. P. 217-236.
116. Broomhead D.S. On the qualitative analysis of experimental dynamical systems

D.S. Broomhead, G.P. King //Nonlinear Phenomena and Chaos / Ed. by S. Sarkar.- Bristol: Adam Hilger, 1986. - P. 113-144.

117. Brown R.G. Smoothing, Forecasting and Production of Discrete Time Series, N.Y.: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1963. - 687 p.

118. Buchstaber V.M. Time series analysis and grassmannians // Applied Problems of Radon Transform. / Ed. by S. Gindikin. - Providence, RI: AMS, 1994.- P. 1-17.

119. Christianse W.R. Short-term load forecasting using general exponential smoothing //IEEE Trans., Pas - 90. - 1971. - № 2. - P. 900-910.

120. Coxeter H, Regular Polytops.-New York: Dover, 1973.- 27 p.

121. Danilov D.L. Analysis and forecast of time series on the base of the principal components / V.N. Solnsev, A. Zhigljavsky //Abstracts of Second International Conference on Computing in Economics and Finance Geneva, Switzerland, 26-28 June 1996.

122. Danilov D.L. Principal Components in Time Series Forecast //Proceedings of the Statistical Computing Section of the American Statistical Association.- 1996.- P. 156-160.

123.Devies M. The relationship between weather and electricity demand //IEEE Transactions, 1973.-P. 1854-1858.

124. Eisner, J.B., Tsonis, AA. Singular Spectral Analysis. A New Tool in Time Series Analysis / J.B. Eisner, A.A. Tsonis: Plenum Press. - New York and London, 1996.-154 p.

125. Farmer E.D. A method of prediction for non-stationary processes and its applications to load forecasting//Automation and Remote Control, Butterworth, 1964.- P. 1549-1558.

126. Farmer E.D. The development and implementation of an interactive demand validation and predication facility /E.D. Farmer, W.D. Laing, A.M. Adatia, A.B. Baker, D.W. Bunn //Proc. Seventh Power System Computations Conf., 1981.-P. 319-328.
127. Farmer E.D. The prediction of load on a power system /E.D. Farmer, M.J. Potton //Proc. Third IF AC Conf., - London -1966 - P. 215-224 .
128. Galiana F.D. Identification of stochastic electric load modals from physical data /F.D. Galiana, E. Handshin, A. Fiechter /IEEE Trans., Ac-19. - 1984. - №6. - P. 887-893.
129. Golyandina N. Analysis of Time Series Structure: SSA and Related Techniques /N. Golyandina, V. Nekrutkin, A. Zhigljavsky, Chapman & Hall/CRC, 2001. - 305 p.
130. Golyandina N. 'Catepillar'-SSA Technique for Analysis of Time Series in Economics /N. Golyandina, V. Nekrutkin, V. Solntsev, Saint-Petersburg State University, Mathematical Department. — SPb., 2000. - 45 p.
131. Grunwald H. The Correlation Theory for Stationary Stochastic Processes Applied to Exponential Smoothing //Statistica Neerlandica. -1965. -V.19, N 2-3. - P. 129-138.
132. Keppenne C, Lall U. Complex singular spectrum analysis and multivariate adaptive regression splines applied to forecasting the southern oscillation 1C. Keppenne, U. Lall //Exp. Long-Lead Forest. Bull. -1996.- 83 p.
133. Happ H.H. Optimal power dispatch - a comprehensive survey //IEEE Transactions, PAS-96. - 1996 - p. 1492-1508.
134. Pandit S.M., Wu S.M. Exponential smoothing as a special case of a linear stochastic system // Oper. Res. - 1974. - Vol. 24, №4.- 42 p.
135. Plaut G. Spells of low-frequency oscillations and weather regimes in the northern hemisphere / G. Plaut, R. Vautard //Journal of the Atmospheric Sciences.-

1994.-Vol.51.-P.210-236.

136. Poysti K. Box-Jenkins method in short-term forecasting of grid load in Finland // Proc. 8th Power Systems Computation Conf. - [Helsinki, Finland, 1984]. - P. 357-368.

137. Testing and Forecasting the Time Series of the Solar Activity by Singular Spectrum Analysis / Loskutov A., Istomin LA., Kuzanyan, K.M., Kotlyarov, O.L. Physics Faculty, Moscow State University.- Moscow, 2000. - 37 p.

138. Vemuri S. Load forecasting using stochastic models /S. Vemuri, D.F. Hill, R. Balasubramanian //Proc. 8th IEEE Power Industry Computer Applications Conf. - 1973-P. 369-375.

ДОДАТОК 1

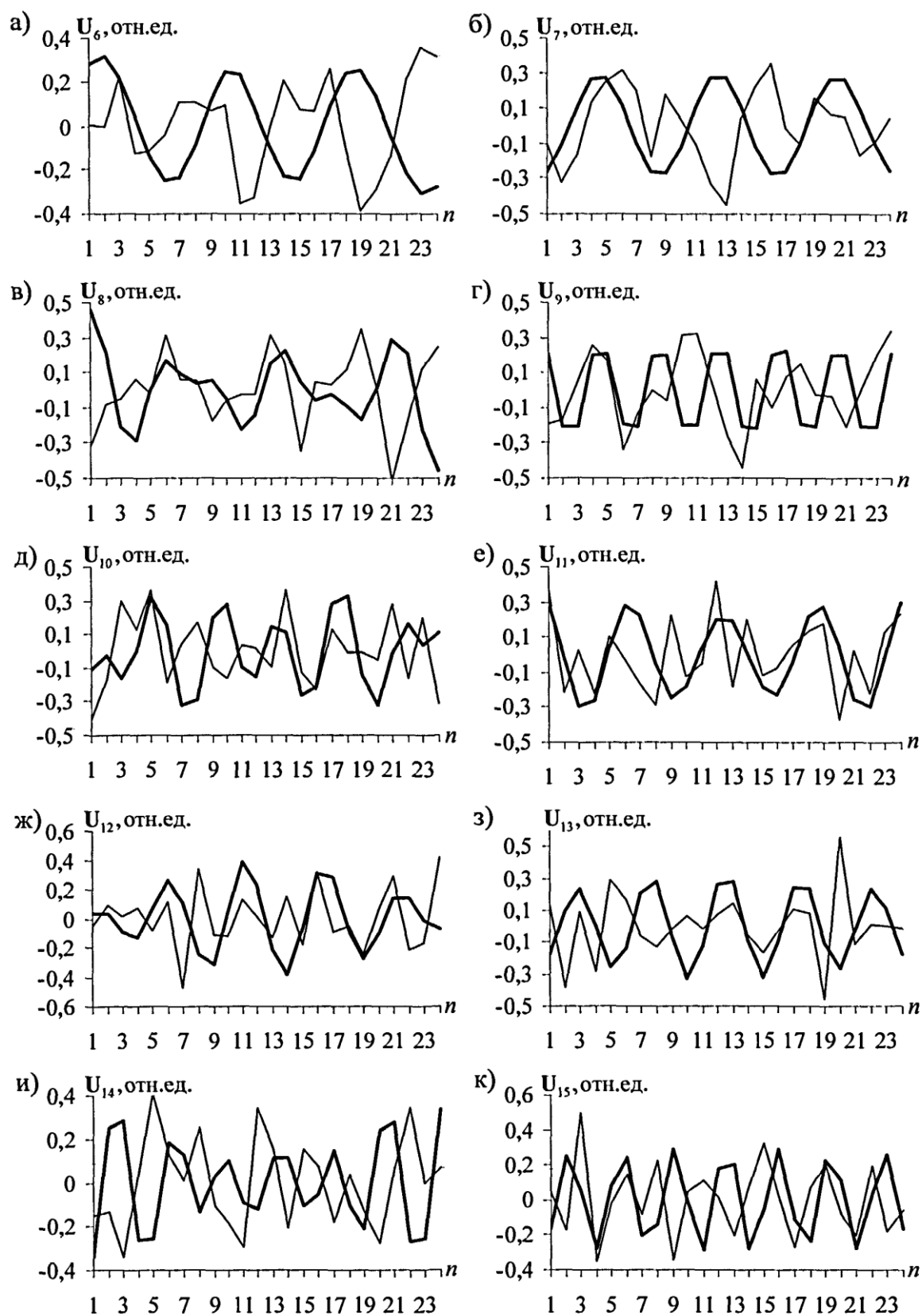
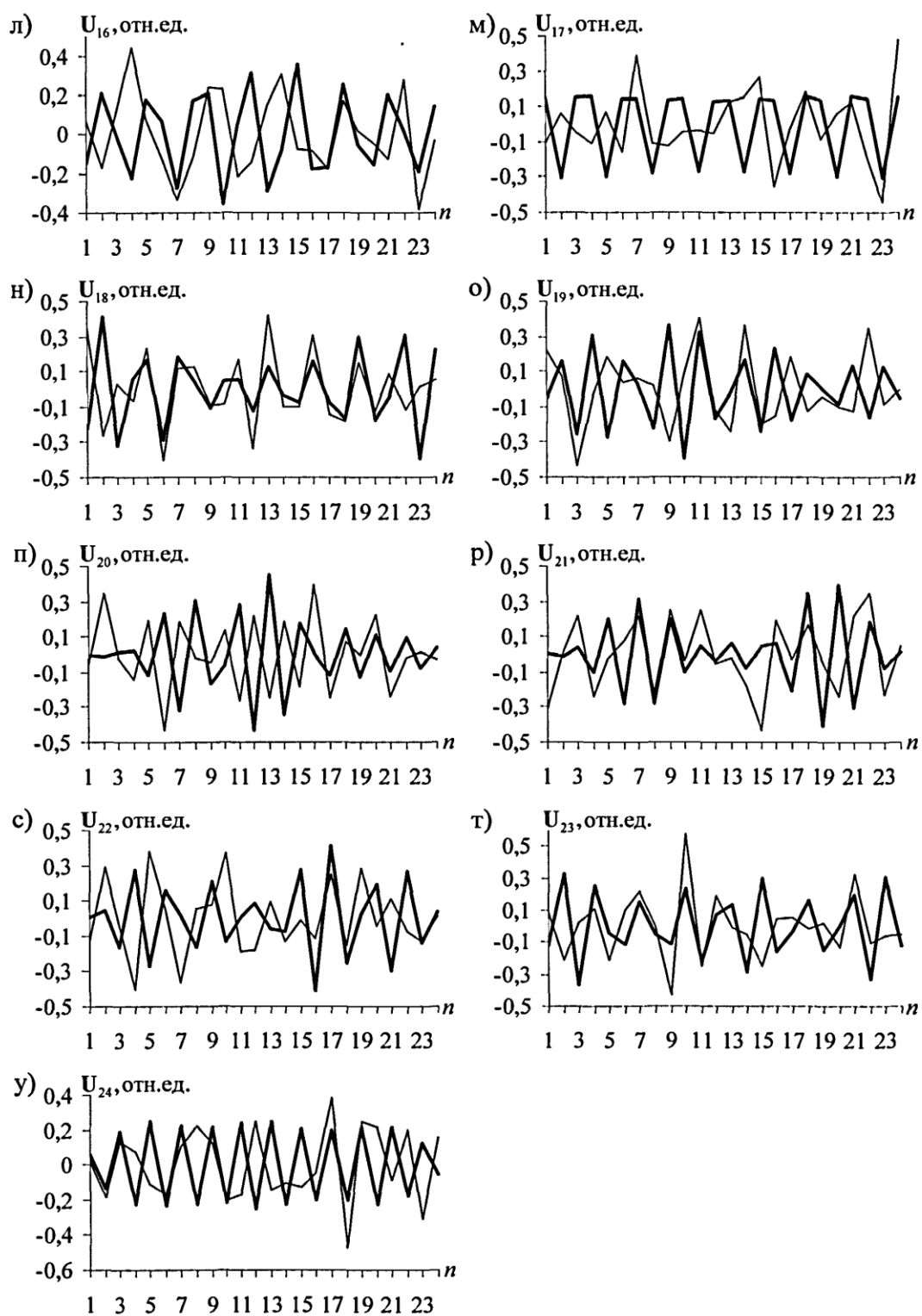
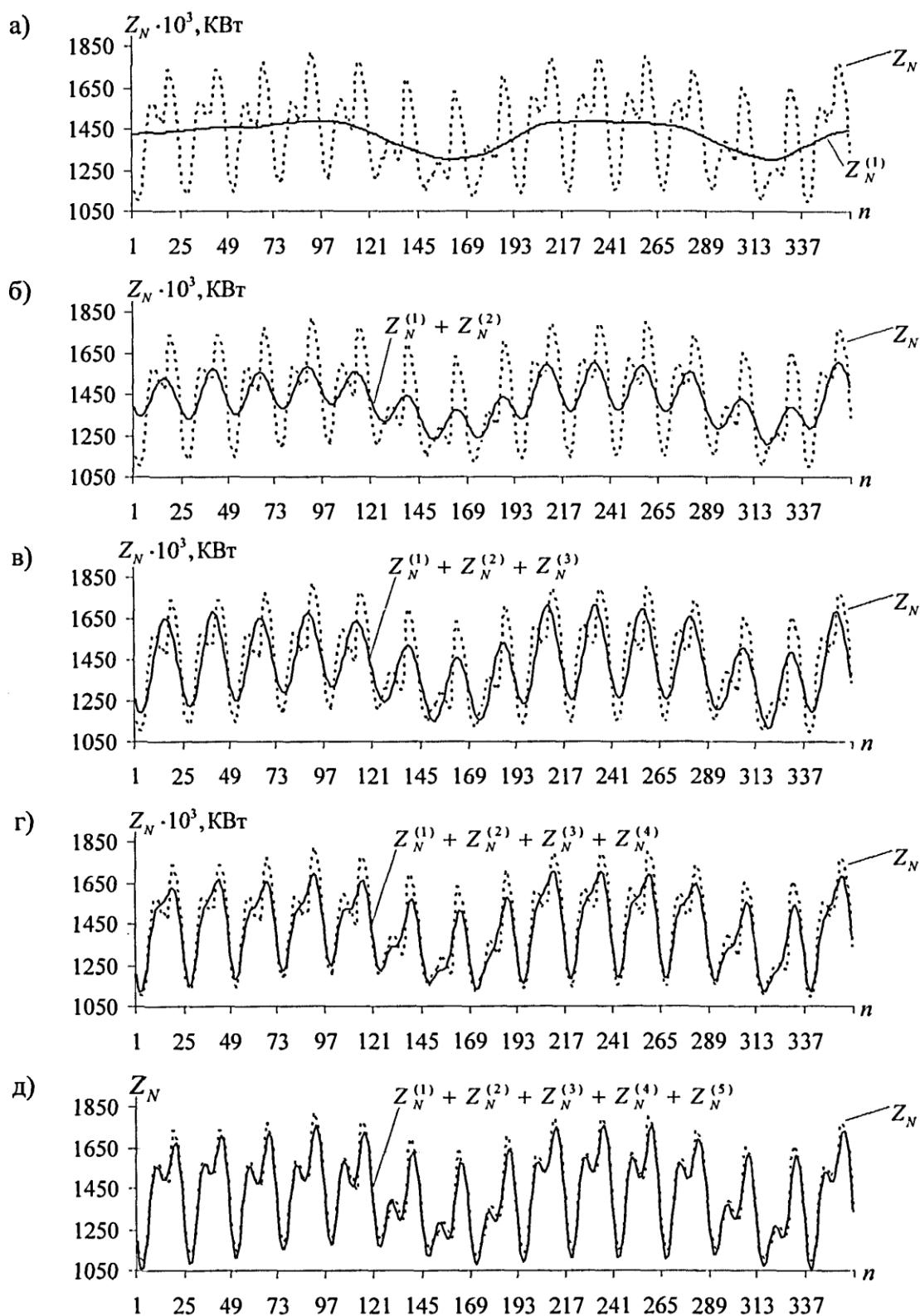


Рис. П1-1. Власні вектори $U_7 - U_{24}$ розкладання СГЕН методом SSA і МГК: метод SSA; МГК



Рис, П1-1. (продовження)

Рис. П1-3. Відновлення вихідного ряду Z_N

ДОДАТОК 2

```

    unit Index_Season;
interface
uses
  Windows, Messages, SysUtils, Variants, Classes, Graphics, Controls, Forms,
  Dialogs, StdCtrls, Grids, Mask, TeEngine, Series, ExtCtrls, TeeProcs,
  Chart, ComCtrls, Buttons, ComObj;
type
  TForm1 = class(TForm)
  MainChart: TChart;
  Series 1: TLineSeries;
  Series2: TLineSeries;
  Series3: TLineSeries;
  Series4: TLineSeries;
  PageControU: TPageControl;
  TabSheethTTabSheet;
  SGMainliTStringGrid;
  TabSheet2: TTabSheet;
  SGMain2: TStringGrid;
  PMainl: TGroupBox;
  MEParam1: TMaskEdit;
  StaticText2: TStaticText;
  MEParam4: TMaskEdit;
  StaticText3: TStaticText;
  MEParamS: TMaskEdit;
  MEParamO: TMaskEdit;
  GroupBox4: TGroupBox;
  RB1: TRadioButton;
  RB2: TRadioButton;
  Label2: TLabel;
  EAlpha: TEdit;
  Image 1: TImage;
  StaticText1: TStaticText;
  StaticText6: TStaticText;
  StaticTextT: TStaticText;
  MEPaгaт3: TMaskEdit;
  RGTrend: TRadioGroup;
  RBTrend2: TRadioButton;
  RBTrend1: TRadioButton;
  StaticTextS: TStaticText;
  MEParam2: TMaskEdit;
  BTrendCalc: TBitBtn;

  BItemsRead: TBitBtn;

```

```

GroupBox1: TGroupBox;
RBForecast1: TRadioButton;
RBForecast2: TRadioButton;
Series5: TLineSeries;
Series6: TLineSeries;
Series?: TLineSeries;
SeriesS: TLineSeries;
Series9: TLineSeries;
BltemProg: TButton;
Button I: TButton;
BitBtn1: TBitBtn;
procedure BIndexSeasonCalcClick(Sender: TObject);
procedure FormActivate(Sender: TObject);
procedure RBTrend1Click(Sender: TObject);
procedure MEParam1Exit(Sender: TObject);
procedure MEParam3Exit(Sender: TObject);
procedure MEParam2Exit(Sender: TObject);
procedure MEParam4Exit(Sender: TObject);
procedure BTrendCalcClick(Sender: TObject);
procedure BItemsReadClick(Sender: TObject);
procedure Button1Click(Sender: TObject);
procedure SGMain1Db1Click(Sender: TObject);
procedure RBTrend2Click(Sender: TObject);
procedure BitBtn1Click(Sender: TObject);
private
{Private declarations }
public
{ Public declarations }
end;
type
Vector=array of Extended;
IVector=array of Integer;
DArray=array of array of Extended;
var
APos:array [1..11] of Byte;
CSign:Integer;
Form1: TForm1;
X:IVector;
Y_E:Vector;
Ind, IndS, YNew:Vector;
Y_N, Y_NC, Y_NP, Y_NA, Y_NC_:Vector; {Y_N - исходный ряд;
Y_NC - расчетный ряд;

Y_NP - прогнозный ряд (априор. и апостер. прогнозы);
Y_NA - объединение Y_N и Y_NP}

```

```

Y_N_T,Y_NC_T,Y_NP_T:Vector; {трендовые составляющие рядов}
Y_NC_P,Y_NP_P,Y_NA_P:Vector;
Y_NC_S, Y_NP_S, Y_NA_S:Vector;
N,N_C,N_P,N_PI,N_P2,N_A,Tc,Nc,Tc2:Integer;
MrDArray;
SignC:Integer;
procedure ReadFile(var LVector: Vector; FileName:String);
procedure Write_Param;
procedure ExpSm(LRow:Vector; NumPiInteger; var PRow:Vector);
procedure Update_SGMain1;
procedure Hide_AllData;
procedure WriteTo(AInput:Vector; var AOutput:Vector; ALength:Integer);
procedure AddTo(AInput1,AInput2:Vector; var AOutput:Vector);
implementation
uses MatrixMethods, Unit2, Unit3;
var ij,k:Integer;
W:Integer;
s,Ks:Extended;
{$R*.dfm}
procedure ExpSm(LRow:Vector; NumP:Integer; var PRow:Vector);
var i,t:Integer;
Rest:Extended;
Alpha,Beta: Extended;
S_01 ,S_02,S,,03 :Extended;
S_t 1 ,S_t2,S_t3 :Extended;
A0,A1,A2:Extended;
AO_,A 1_,A2_:Extended;
A:DArray;
NRoot: Vector;
Exp:Vector;
NumC:Integer;
begin
with Form1 do
begin
NumC :=Length(LRow);
SetLengthli(LRow,NumC+NumP);
SetLength(Exp,NumC+NumP);
SGMain2.RowCount:=NumP+NumC+1;

Alpha:=StrToFloat(EAlpha.Text);
Beta:=1-Alpha;
//StrToInt(EItemCount.Text);
SetLength(A,2,NumC);
for i:=0 to NumC-1 do
begin A[0,i]:=i;

```



```

A[l,i]:=LRow[i]; end;
//for i:=1 to 5 do A[0,i-1]:=i*0.5;
//A[l,0]:=0.8; A[l,1]:=1.9; A[l,2]:=4.9; A[l,3]:=8.8; A[l,4]:=13.9;
Find_Regress(A,NRoot,RB 1 .Checked);
if RBI.Checked
then { линейная модель }
begin // моделирование //
AO:=NRoot[l]; Al:=NRoot[0];
S_01 :=AO-Beta/Alpha* Al;
S_02:=A0-2*Beta/Alpha* Al;
S_tl:=S_01;S_t2:=S_02;
fort:=OtoNumC-1 do
begin SGMain2.Cells[0,t+1]:=IntToStr(t);
S_t I :=Alpha*LRow[t]+Beta* S_tl;
SGMain2.Cells[1,t+1]:=FormatFloatC0.00',S_tl);
S_t2:=Alpha* S_tl+Beta* Sj2;
SGMain2.Cells[2,t+1]:=FormatFloatC0.00',S_t2);
A0_:=2*S_tl-S_t2;
SGMain2.Celis[4,t+1]:=FormatFloat('0.00',A0J;
Al_:=(AlphayBeta)*(S_tl-S_t2);
SGMain2.Cells[5,t+1]:=FormatFloatC0.00',AlJ;
Exp[t+1]:=A0_+Al_;
SGMain2.Cells[7,t+1 ] :=FormatFloat('0.00',LRow[t]);
ift=0
then
for i:=8 to 10 do SGMain2.Ceils[i,t+1]:='- '
else
begin
SGMain2.Cells[8,t+1]:=FormatFloatC0.00',Exp[t]);
Rest:=LRow[t]-Exp[t];
SGMain2.Cells[9,t+1]:=FormatFloat('0.00',Rest);
SGMain2.CeUs[ 10,t+1 ] :=FormatFloatCO.OO',Abs(Rest/Exp[t] * 100));
end;
end;
SetLength(PRow,NumP);
// прогноз //
fort:=OtoNumP-1 do
begin
SGMain2.Cells[0,NumC+t+1 ] :=IntToStr(NumC+t);

Exp[NumC+t]:=AO_+(t+1)*Al_;
SGMain2.Cells[8,NumC+t+1 ] :=FormatFloat('0.00',Exp[NumC+t]);
PRow[t] :=Exp[NumC+t];
end;
end
end

```

```

else {квадратичная модель}
begin A0:=NRoot[2]; A1:=NRoot[1]; A2:=NRoot[0];
S_01:=A0-(Beta/Alpha)*A1+(Beta*(2-Alpha)/(2*SQR(Alpha)))*A2;
S_02:=A0-(2*Beta/Alpha)*A1+(Beta*(3-2*Alpha)/SQR(Alpha))*A2;
S_03:=A0-(3*Beta/Alpha)*A1-((3*Beta*(4-
3*Alpha))/(2*SQR(Alpha)))*A2;
S_t1:=S_01; S_t2:=S_02; S_t3:=S_03;
fort:=OtoNY-1 do
begin SGMain2.Cells[0,t+1]:=IntToStr(t);
S_t1:=Alpha*Trend[t]+Beta*S_t1;
SGMain2.Cells[1,t+1]:=FormatFloat('0.00',S_t1);
S_t2:=Alpha*Trend[t]+Beta*S_t2;
SGMain2.Cells[2,t+1]:=FormatFloatC0.00',S_t2);
S_t3:=Alpha*Trend[t]+Beta*S_t3;
SGMain2.Cells[3,t+1]:=FormatFloat('0.00',S_t3);
A0_:=3*(S_t1-S_t2)+S_t3;
SGMain2.Cells[4,t+1]:=FormatFloatC0.00',A0J;
A1_:=(Alpha/(2*SQR(Beta)))*((6-5*Alpha)*S_t1-2*(5-
4*Alpha)*S_t2+(4-3*Alpha)*S_t3);
SGMain2.Cells[5,t+1]:=FormatFloat('0.00',A1J;
A2_:=SQR(Alpha)/SQR(Beta)*(S_t1-2*S_t2+S_t3);
SGMain2.Cells[6,t+1]:=FormatFloat('0.00',A2J;
SGMain2.Cells[7,t+1]:=FormatFloat('0.00',Trend[t]);
ExpTrend[t+1]:=A0_+A1_+0.5*A2_;
if t=0 then SGMain2.Cells[8,t+1]:=•••;
SGMain2.Cells[8,t+2]:=FormatFloatC0.00',ExpTrend[t+1]);
if t=0 then SGMain2.Cells[9,t+1]:='-';
SGMain2.Cells[9,t+2]:=FormatFloat('0.00',Trend[t+1]-ExpTrend[t+1]);
end;
end;
end;
end;
procedure TForm1.FormActivate(Sender: TObject);
begin
Hide_AliData;
RBForecast2.Checked:=true; { прогнозирование по ряду, очищенному от
сезонности}

CSign:=0;
for i:=1 to 11 do APos[i]:=2;
with SGMain1 do
begin DefaultRowHeight:=18;
SGMain1.ColWidths[3]:=0;
SGMain1.ColWidths[7]:=0;
Cells[0,0]:='X'; ColWidths[0]:=25;

```

```

Cells[1,0]:='Y_N'; ColWidths[1]:=60;
Cells[2,0]:='Y_NP'; ColWidths[2]:=60;
Cells[3,0]:='Y_E (%)'; ColWidths[3]:=60;
Cells[4,0]:='^Y_N_T'; ColWidths[4]:=60;
Cells[5,0]:='Y_NC_T'; ColWidths[5]:=60;
Cells[6,0]:='Y_NP_T'; ColWidths[5]:=60;
Cells[7,0]:='Y_NC_T+Y_NP_T'; ColWidths[6]:=60;
Cells[8,0]:='Y_N_%'; ColWidths[7]:=60;
Cells[9,0]:='Y_NC_%'; ColWidths[8]:=60;
Cells[10,0]:='Y_N_S'; ColWidths[8]:=60;
Cells[11,0]:='Y_NC_S'; ColWidths[8]:=60;
end;
with SGMain2 do
begin DefaultRowHeight:=18;
Cells[0,0]:='X'; ColWidths[0]:=25;
Cells[1,0]:='S_t1'; ColWidths[1]:=60;
Cells[2,0]:='S_t2'; ColWidths[2]:=60;
Cells[3,0]:='S_t3'; ColWidths[3]:=60;
Cells[4,0]:='A0J'; ColWidths[4]:=60;
Cells[5,0]:='A1J'; ColWidths[5]:=60;
Cells[6,0]:='A2_'; ColWidths[6]:=60;
Cells[7,0]:='Ряд'; ColWidths[7]:=60;
Cells[8,0]:='HoBbm ряд'; ColWidths[8]:=60;
Cells[9,0]:='Отклон.'; ColWidths[9]:=60;
Cells[10,0]:='%'; ColWidths[10]:=60; end;
RBtrend2.Checked:=true; RBtrend2.OnClick(RBtrend2);
{тренд рассчитывается по скользящей средней}
end;
//-- Считать исходный ряд из файла — //
procedure TForm1.BItemsReadClick(Sender: TObject);
begin ReadFile(Y_N,'ряд.txt');
N:=Length(Y_N); {количество точек в ИСХОДНОМ ряде}
SetLength(X,N);
SetLength(Y_NC,N);
for i:=0 to N-1 do begin X[i]:=i+1; Y_NC[i]:=Y_N[i]; end;
with Series 1 do begin Active :=true; ShowInLegend:=true; end;
N_C:=N; N_P1:=0; N_P2:=0; N_A:=N;

MainChart.BottomAxis.SetMinMax( 1 ,N_A);
Write_Param; Update_SGMain1;
end;
// Считать информацию о тренде из файла (RBtrend1.Checked:=true) —//
// рассчитать тренд с применением скользящей средней //
procedure TForm1.BTrendCalcClick(Sender: TObject);
var i j,W:Integer;

```

```

begin
if StrToInt(MEParam4.Text)=0 then
begin Beep;
MessageDlg('Введите длину интервала сезонности (параметр
Tn)',mtError,[mbOk],0);
exit; end;
if IIIITrend1.Checked
then {считать тренд из файла}
begin ReadFile(Y_N_T,'тренд.txt');
WriteTo(Y_N_T,Y_NC_T,N_C);
with SeriesS do begin Active:=true; ShowInLegend:=true; end;
SetLength(Y_NC_P,N_C);
for i:=0 to N_C-1 do Y_NC_P[i]:=Y_NC[i]A^_NC_T[i]* 100;
end
else {расчет тренда по скользящей средней}
begin SetLength(Y_NC_T,N_C); SetLength(Y_NC_P,N_C);
for i:=0 to N_C-1 do begin Y_NC_T[i]:=0; Y_NC_P[i]:=0; end;
Tc2:=Tc div 2;
for i:=Tc2 to N_C-Tc2-1 do
begin for j:=0 to Tc do
begin if 0=0) or G=Tc) then W:=1 else W:=2;
Y_NC_T[i]:=Y_NC_T[i]+W*Y_NCIj+i-Tc2];end;
Y_NC_T[i] :=Y_NC_T[i]/(Tc*2);
end;
with SeriesS do begin Active:=true; ShowInLegend:=true; end;
for i:=Tc2 to N_C-Tc2-1 do Y_NC_P[i]:=Y_NC[i]A^_NC_T[i]* 100;
end;
{— запретить изменение способа расчета тренда — }
Update_SGMain1;
end;
// Расчет индексов сезонности //
//- моделирование и прогнозирование ряда - //-
procedure TForm1.BIndexSeasonCalcClick(Sender: TObject);
var D:Integer;
begin
SetLength(Ind,Tc);
Form2.SGIndex.RowCount:=Tc+1;
SetLength(IndS,Tc); {Индекс сезонности}
SetLength(M,Nc,Tc); {Матрица [ ]-длина сезона (Tc)}
// Расчет индексов сезонности //
к:=0;
for i:=0 to Nc-1 do
for j:=0 to Tc-1 do
begin if k<N_C then M[iJ]:=Y_NC_P[k] else M[ij]:=0; inc(k); end;
s:=0;
for j:=0 to Tc-1 do
begin Ind[j]:=0;

```

```

for i:=0 to Nc-1 do Ind[j]:=Ind[j]+M[iJ];
if RBTrendl.Checked
then {тренд взят из файла}
if ((Tc*(Nc-1)+j)<N_C) then D:=Nc else D:=Nc-1
else {тренд рассчитан с применением скользящей средней}
begin if (j<Tc2) then D:=Nc-1 else D:=Nc;
if ((Tc*(Nc-1)+j)>=N_C-Tc2) then dec(D); end;
IndSD]:=IndD]/D;
s:=s+IndS[j];
end;
Ks:=(100*Tc)/s;
for i:=0 to Tc-1 do IndS[i]:=IndS[i]*Ks;
SetLength(Y_NC_,N_C); SetLength(Y_NP,N_P);
if RBForecast 1 .Checked
then (Прогнозирование по тренду)
begin ExpSm(Y_NC_T,N_P,Y_NP_T); //прогнозирование тренда методом
//экспоненциального сглаживания 2-го порядка;
with Series6 do begin Active:=true; ShowInLegend:=true; end;
for i:=0 to N_C-1 do Y_NC_[i]:=Y_NC_T[i]*IndS[i mod Tc]/100;
for i:=0 to N_P-1 do Y_NP[i]:=Y_NP_T[i]*IndS[(N_C+i) mod Tc]/100;
end
else (Прогнозирование по скользящей средней)
begin SetLength(Y_NC_S,N_C);
for i:=0 to N_C-1 do
Y_NC_S[i]:=Y_N[i]AndS[i mod Tc]*100; (получение ряда без
сезонности)
with SeriesS do begin Active:=true; ShowInLegend:=true; end;
ExpSm(Y_NC_S,N_P,Y_NP_S); //прогнозирование тренда методом
//экспоненциального сглаживания 2-го порядка;
with Series9 do begin Active:=true; ShowInLegend:=true; end;
for i:=0 to N_C-1 do Y_NC_[i]:=Y_NC_S[i]*IndS[i mod Tc]/100;
for i:=0 to N_P-1 do Y_NP[i]:=Y_NP_S[i]*IndS[(N_C+i) mod Tc]/100;
end;
with Series2 do begin Active:=true; ShowInLegend:=true; end;
if N_Pl>0 then {расчет ошибок прогнозирования}
begin SetLength(Y_E,N_Pl);
for i:=0 to N_Pl-1 do
Y_E[i]:=abs(Y_N[N_C+i]-Y_NP[i])A^_N[N_C+i]* 100; end;
with Form2 do
begin for i:=0 to Tc-1 do
begin SGIndex.Cells[0,i+1]:=IntToStr(i+1);
SGIndex.Cells[1,i+1]:=FloatToStrF(Ind[i],ffFixed,10,4);
SGIndex.Cells[2,i+1 ]:=FloatToStrF(IndS[i],ffFixed, 10,4); end;
MEOutParam1 .Text:=FloatToStrF(s,ffFixed, 10,4);

```

```

MEOutParam2.Text:=FloatToStrF(Ks,ffFixed, 10,4); end;
Update_SGMain1;
end;
// Обновить данные таблицы SGMain1 //
procedure Update_SGMain1;
var irinteger;
begin
with Form1 do
with SGMain1 do
begin
RowCount:=Length(X)+1;
//***** X-BCE *****//
for i:=0 to LengthpC)-1 do Cells[0,i+1]:=IntToStr(X[i]);
^^***** Y N *****//
Series1.Clear; for i:=0 to Length(Y_N)-1 do
begin Series1.AddXY(X[i],Y_N[i]);
Cells[1,i+1]:=FloatToStrF(Y_N[i],ffFixed,10,APos[1]);end;
//***** Y mp *****//
if Length(Y_NP) > 0 then
begin Series2.Clear;
for i:=0 to Length(Y_NC)-1 do
Cells[2,i+1]:=FloatToStrF(Y_NC[i],ffFixed,10,APos[2]);
for i:=0 to Length(Y_NP)-1 do
begin Series2.AddXY(X[N_C+i],Y_NP[i]);
Cells[2,N_C+i+1]:=FloatToStrF(Y_NP[i],ffFixed, 10,APos[2]); end;
end;
//***** Ошибки априорного прогнозирования *****//
for i:=0 to Length(Y_E)-1 do
Cells[3,N_C+i+1]:=FloatToStrF(Y_E[i],ffFixed,10,APos[3]);
//*** Y N T ***//
Series4X:iear; for i:=0 to Length(Y_N_T)-1 do
begin Series4.AddXY(X[i],Y_N_T[i]);
Cells[4,i+1]:=FloatToStrF(Y_N_T[i],ffFixed,10,APos[4]);end;
//*** Y NC T ***//
Series5.Clear;
if (RBTrend1.Checked)
then {тренд считывается из файла}
for i:=0 to Length(Y_NC_T)-1 do
begin Cells[5,i+1]:=FloatToStrF(Y_NC_T[i],ffFixed, 10,APos[5]);
Series5.AddXY(X[i],Y_NC_T[i]); end
else {тренд рассчитывается по скользящей средней}
for i:=0 to Length(Y_NC_T)-1 do
if ((i<Tc2) or (i>N_C-Tc2-1))
then Cells[5,i+1]:="

```

```

else begin Series5.AddXYpC[i],Y_NC_T[i]);
Cells[5,i+1]:=FloatToStrF(Y_NC_T[i],ffFixed,10,APos[5]);end;
//*** Y NP T ***//
Series^.Clear; for i:=0 to Length(Y_NP_T)-1 do
begin Series6.AddXYpC[i+N_C],Y_NP_T[i]);
Cells[6,N_C+i+1]:=FloatToStrF(Y_NP_T[i],ffFixed,10,APos[6]);end;
//***** Y_NC_T и Y_NP_T - объединение = Y_NA_T *****//
for i:=0 to Length(Y_NA_T)-1 do
Cells[7,i+1]:=FloatToStrF(Y_NA_T[i],ffFixed,10,APos[7]);
//**** Y NC P ****//
if (RBTrendi.Checked)
then {тренд считывается из файла}
for i:=0 to Length(Y_NC_P)-1 do
Cells[8,i+1]:=FloatToStrF(Y_NC_P[i],ffFixed,10,APos[8])
else {тренд рассчитывается по скользящей средней}
for i:=0 to Length(Y_NC_P)-1 do
if ((i<Tc2) or (i>N_C-Tc2-1))
then Cells[8,i+1]:=
elseCells[8,i+1]:=FloatToStrF(Y_NC_P[i],ffFixed,10,APos[8]);
//*** Y NP P ***//
for i:=0 to Length(Y_NP_P)-1 do
Cells[9,i+1]:=FloatToStrF(Y_NP_P[i],ffFixed,10,APos[9]);
//***** Y NC S *****//
Series8.Clear; for i:=0 to Length(Y_NC_S)-1 do
begin Series8.AddXY(X[i],Y_NC_S[i]);
Cells[10,i+1]:=FloatToStrF(Y_NC_S[i],ffFixed,10,APos[10]);end;
//***** Y NP S *****//
Series9.Ciear; for i:=0 to Length(Y_NP_S)-1 do
begin Series9.AddXY(X[i+N_C],Y_NP_S[i]);
Cells[11,i+N_C+1]:=FloatToStrF(Y_NP_S[i],ffFixed,10,APos[11]);
end;
end;
end;
end;
//***РАБОТА С ЭЛЕМЕНТАМИ ПАНЕЛИ Mainl***//
// Заполнить значения параметров панели PGMainl //
procedure Write_Param;
begin
with Form1 do
begin MEParamO.Text:=IntToStr(N); MEParam 1 .Text:=IntToStr(N_C);
MEParam2.Text:=IntToStr(N_P 1); MEParam3.Text:=IntToStr(N_P2);
MEParam4.Text:=IntToStr(Tc); MEParam5.Text:=IntToStr(Nc); end;
end;
// Изменение количества расчетных точек //
procedure TForm1.MEParamExit(Sender: TObject);

```

```

begin N_C:=StrToInt(MEParam1.Text);
N_P1:=N-N_C; N_P:=N_P1+N_P2;
if TcoO then
if RBForecast 1.Checked
then {прогнозирование по тренду}
if (N_A mod TcoO) then Nc:=N_A div Tc+1 else Nc:=N_A div Tc
else {прогнозирование по скользящей средней}
if (N_C mod TcoO) then Nc:=N_C div Tc+1 else Nc:=N_C div Tc;
Write_Param; end;
// Изменение количества прогнозных точек (априори) //
procedure TForm1.MEParam2Exit(Sender: TObject);
begin N_P1 :=StrToInt(MEParam2.Text);
N_C:=N-N_P1; N_P:=N_P1+N_P2;
if TcoO then
if RBForecast1.Checked
then {прогнозирование по тренду}
if (N_A mod TcoO) then Nc:=N_A div Tc+1 else Nc:=N_A div Tc
else {прогнозирование по скользящей средней}
if (N_C mod TcoO) then Nc:=N_C div Tc+1 else Nc:=N_C div Tc;
Write_Param; end;
// Изменение количества прогнозных точек (апостериори) //
procedure TForm1.MEParam3Exit(Sender: TObject);
begin N_P2:=StrToInt(MEParam3.Text); N_P:=N_P1+N_P2;
N_A:=N+N_P2; SetLength(X,N_A);
MainChart.BottomAxis.SetMinMax( 1 ,N_A);
for i:=0 to Length(X)-1 do X[i]:=i+1; Update_SGMain1; end;
// изменение длины сезонного цикла //
procedure TForm1.MEParam4Exit(Sender: TObject);
begin Tc:=StrToInt(MEParam4.Text);
ifTcoOthen
if RBForecast 1.Checked
then {прогнозирование по тренду}
if (N_A mod TcoO) then Nc:=N_A div Tc+I else Nc:=N_A div Tc
else {прогнозирование по скользящей средней}
if (N_C mod TcoO) then Nc:=N_C div Tc+1 else Nc:=N_C div Tc;
Form2.SGIndex.RowCoimt:=Tc+1;
Write_Param; end;
procedure ReadFile(var LVector:Vector; FileNamerString);
var F:TextFile;
FileSizeInteger;
S: String;
begin SetLength(LVector, 10000); AssignFile(F,FileName);
ReSet(F); FileSize:=0;
while not(EoF(F)) do

```



```

begin Readln(F,S); LVector[FileSize]:=StrToFloat(S); inc(FileSize); end;
CloseFile(F);
SetLength(LVector,FileSize); end;
procedure TForm1.Button1Click(Sender: TObject);
begin Form2.ShowModal; end;
procedure TForm1.SGMain1Db1Click(Sender: TObject);
begin Form3.SEPos.Value:=APos[SGMain1.Col]; Form3.ShowModal;
APos[SGMain1.Col]:=Form3.ModalResult; Update_SGMain1; end;
procedure Hide_AllData;
begin
with Form1 do
begin SGMain1.RowCount:=2;
for i:=0 to SGMain1.ColCount-1 do SGMain1.Cells[i,1]:="";
for i:=0 to MainChart.SeriesList.Count-1 do
begin MainChart.SeriesList.Series[i].Active:=false;
MainChart.SeriesList.Series[i].ShowInLegend:=false; end;
end;
end;
{Переключатель "Тренд из файла"}
procedure TForm1.RBTrend1Click(Sender: TObject);
begin with Form1.SGMain1 do begin ColWidths[4]:=60; ColWidths[5]:=60; end;
end;
{Переключатель "Тренд по скользящей средней"}
procedure TForm1.RBTrend2Click(Sender: TObject);
begin with Form1.SGMain1 do begin ColWidths[4]:=-1; ColWidths[5]:=60; end;
end;
// Сохранить результаты моделирования и прогнозирования в Excel //
procedure TForm1.BitBtn1Click(Sender: TObject);
var OleExcehOleVariant;
Sheet, WorkBook, Dest: Variant;
FileName: String;
begin
FileName:=ExtractFilePath(Application.EXEName)+'Result.xls';
OleExcel:=CreateOleObject('Excel.Application');
OleExcel.Visible:=false;
WorkBook:=OleExcel.Application.WorkBooks.Add;
Sheet:=WorkBook.WorkSheets[1];
Sheet.Columns[1].NumberFormat := '0';
Sheet.Cells(1,1):-Длина исходного ряда: '+IntToStr(N);
Sheet.Cells(2,1):-Длина исследуемого ряда: '+IntToStr(N_C);
Sheet.Cells(3,1):-Длина прогнозного ряда: '+IntToStr(N_P)+' из них
априорный прогноз: '+'
IntToStr(N_P1)+'; апостериорный прогноз: '+IntToStr(N_P2);
Sheet.Cells(4,1):='Длина интервала сезонности: '+IntToStr(Tc);

```

```

Sheet.Cells(5,1):=-Количество циклов сезонности: '+IntToStr(Nc);
if RBTrendl.Checked
then Sheet.Cells(6,1):=-Тренд: считан из файла'
else Sheet.Cells(6,1):='Тренд: построен по скользящей средней';
if RBForecastl.Checked
then Sheet.Cells(7,1):='nporH03: по тренду'
else Sheet.Cells(7,1):='nporH03: по ряду, очищенному от сезонности';
// Заголовки таблицы //
Sheet.Cells(8,1):='№';
Sheet.Cells(8,2):='Y_N';
Sheet.Cells(8,3):='Y_N_n';
Sheet.Cells(8,4):='Y_E';
Sheet.Cells(8,5):='Y_N_T';
Sheet.Cells(8,6):='Y_NA^_N_T (%)';
Sheet.Cells(8,7):='Y_N_c';
// Заполнение таблицы //
for i:=0 to Length(X)-1 do Sheet.Cells(9+i,1):=X[i];
for i:=0 to Length(Y_N)-1 do Sheet.Cells(9+i,2):=Y_N[i];
for i:=0 to Length(Y_NP)-1 do Sheet.Cells(9+i+N_C,3):=Y_NP[i];
for i:=0 to Length(Y_E)-1 do Sheet.Cells(9+i+N_C,4):=Y_E[i];
if RBTrendl.Checked {тренд считывается из файла}
then
begin for i:=0 to Length(Y_NC_T)-1 do

begin Sheet.Cells(9+i,5):=Y_NC_T[i]; Sheet.Cells(9+i,6):=Y_NC_P[i]; end;
if RBForecastl.Checked then
^ for i:=0 to Length(Y_NP_T)-1 do
begin Sheet.Cells(9+i+N_C,5):=Y_NP_T[i];
Sheet.Cells(9+i+N_C,6):=Y_NP_P[i];end;
end
else
for i:=Tc2 to N_C-Tc2-1 do
begin Sheet.Cells(9+i,5):=Y_NC_T[i]; Sheet.Cells(9+i,6):=Y_NC_P[i]; end;
for i:=0 to Length(Y_NC_S)-1 do Sheet.Cells(9+i,7):=Y_NC_S[i];
for i:=0 to Length(Y_NP_S)-1 do Sheet.Cells(9+i+N_C,7):=Y_NP_S[i];
OleExcel.Application.ActiveWorkBook.Saveas(FileName);
OleExcel.Application.Quit;
end;
procedure WriteTo(AInput:Vector; var AOutput:Vector; ALength:Integer);
var i: Integer;
begin SetLength(AOutput,ALength);
for i:=0 to ALength-1 do AOutput[i]:=AInput[i]; end;
procedure AddTo(AInput1,AInput2:Vector; var AOutput:Vector);
var i,L1,L2:Integer;
^ begin L1 :=Length(AInput1); L2:=Length(AInput2);

```

```
SetLength(AOutput,L 1+L2);  
for i:=0 to L1-1 do AOutput[i]:=AInput1[i];  
for i:=L1 to L1+L2-1 do AOutput[i]:=AInput2[i-L1];  
end;  
end.
```